



HAL
open science

Suivi du statut hydrique de la vigne par télédétection hyper et multispectrale

Eve Laroche Pinel

► **To cite this version:**

Eve Laroche Pinel. Suivi du statut hydrique de la vigne par télédétection hyper et multispectrale. Sciences agricoles. Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT, 2021. Français. NNT : 2021INPT0082 . tel-04171790

HAL Id: tel-04171790

<https://theses.hal.science/tel-04171790>

Submitted on 26 Jul 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.



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National Polytechnique de Toulouse (Toulouse INP)

Discipline ou spécialité :

Agrosystèmes, Écosystèmes et Environnement

Présentée et soutenue par :

Mme EVE LAROCHE

le mercredi 29 septembre 2021

Titre :

Suivi du statut hydrique de la vigne par télédétection hyper et
multispectrale

Ecole doctorale :

Sciences Ecologiques, Vétérinaires, Agronomiques et Bioingénieries (SEVAB)

Unité de recherche :

Dynamiques et écologie des paysages agriforestiers (DYNAFOR)

Directeurs de Thèse :

MME VÉRONIQUE CHERET

M. HAROLD CLENET

MME DUTHOIT SYLVIE

Rapporteurs :

M. CHRISTIAN GERMAIN, BORDEAUX SCIENCES AGRO

M. JAMES TAYLOR, MONTPELLIER SUPAGRO

Membres du jury :

MME CHRISTELLE GEE, AGROSUP DIJON, Présidente

M. HAROLD CLENET, EI PURPAN, Membre

M. HERVÉ QUENOL, UNIVERSITE RENNES 2, Membre

M. JACQUES ROUSSEAU, Groupe ICV, Invité

MME CONSTANCE DEMESTIHAS, Comité interpro. du vin de Champagne, Invitée

MME SYLVIE DUTHOIT, TerraNIS, Membre

MME VALÉRIE DEMAREZ, CESBIO, Membre

MME VÉRONIQUE CHERET, EI PURPAN, Membre

"Vous savez, moi je ne crois pas qu'il y ait de bonne ou de mauvaise situation. Moi, si je devais résumer ma vie aujourd'hui avec vous, je dirais que c'est d'abord des rencontres. Des gens qui m'ont tendu la main, peut-être à un moment où je ne pouvais pas, où j'étais seul chez moi. Et c'est assez curieux de se dire que les hasards, les rencontres forment une destinée... Parce que quand on a le goût de la chose, quand on a le goût de la chose bien faite, le beau geste, parfois on ne trouve pas l'interlocuteur en face je dirais, le miroir qui vous aide à avancer." OTIS -
ASTÉRIX ET OBÉLIX MISSION CLÉOPÂTRE

"Don't let anyone rob your imagination, your creativity, or your curiosity. It's your place in the world; it's your life. Go on and do all you can with it, and make it the life you want to live."
MAE JEMISON

Remerciements

Je tiens à remercier Sylvie Duthoit grâce à qui j'ai découvert la télédétection en 2015 lors de mes études et d'un stage à l'École d'ingénieurs de Purpan. J'ai été ravie de pouvoir continuer à travailler avec elle et de profiter de ses compétences et de son accompagnement sans faille pour avancer sur ce projet au sein de TerraNIS.

Je remercie également Harold Clenet qui, au-delà de ses connaissances scientifiques, a su me montrer tous les aspects du métier de chercheur et me pousser toujours plus loin pour donner le meilleur.

Je tiens également à remercier Veronique Cheret pour ses conseils et encouragements et qui a su être là quand j'en avais besoin.

Je remercie également les membres de mon comité de thèse Bruno Tisseyre, Jacques Rousseau et Thomas Corpetti pour leurs précieux conseils et excellentes pistes de réflexions qui m'ont permis d'avancer dans la bonne direction.

Je tiens à remercier les membres du jury, Christian Germain, James Taylor, Christelle Gee, Valerie Demarez, Hervé Quenol et Constance Demesthias pour avoir accepté de juger ma thèse. Merci de l'intérêt que vous avez porté à mon travail ainsi que pour vos pertinents commentaires et remarques.

Je souhaite remercier également David Hello et Marc Tondriaux pour la confiance qu'ils m'ont accordée en me confiant ce projet ainsi que pour la bonne ambiance qu'ils font régner au sein de TerraNIS. Je remercie tous les collègues de TerraNIS sans qui cette aventure n'aurait pas été la même (dans l'ordre alphabétique) :

- Anne pour ses conseils et connaissances pointus et toujours bienvenus ainsi que pour sa bonne humeur communicative et nos discussions toujours de très haut niveau,
- Audrey pour son expertise en python aussi pointue que celle en gastronomie,
- Baudoin pour l'intérêt qu'il a porté au projet malgré la distance,
- Camille pour être arrivée au bon moment pour prendre ma place dans la team gourmand,
- Cécile pour son sourire et sa joie de vivre omniprésente ainsi que pour ses tentatives de motivation pour me mettre au sport qui ont malheureusement échouées (uniquement) à cause du COVID,
- Clément pour ses encouragements et son dynamisme communicatif,
- Corinne pour avoir été une co-bureau parfaite et m'avoir supportée et épaulé depuis le début,
- Florian pour son aide précieuse en analyse de données et nos échanges (toujours) constructifs entre doctorants,
- Guillaume pour son calme et sa décontraction naturelle que j'ai essayé de capter avec plus ou moins de succès,
- Mailys pour son aide en Python, LateX... et pour ses nombreux encouragements et conseils toujours bienvenus notamment lors de la finalisation de ce manuscrit,
- Mohanad pour son expertise précieuse en Python, machine learning et analyses de données ainsi que pour la découverte de succulents petits gâteaux à peine caloriques,
- Nicolas L pour ses remarques toujours pertinentes et ses encouragements,
- Nicolas M pour son soutien et ses précieux conseils lors de la finalisation de cette thèse,
- Nathalie pour sa bonne humeur sans faille et ses nombreux encouragements et sans oublier

les petits-dejeuners au pâté,

- Quentin pour avoir été l'un des membres les plus assidus de la team gourmand, pour ses délicieux pancakes et autres sucreries qui ont été d'un soutien plus que bienvenu pendant ces années.

Je tiens également à remercier les membres de l'Institut Cooperatif du Vin (ICV) et notamment Jacques Rousseau et Jérôme Hourdel pour leur aide et leur expertise en viticulture.

Je remercie également tous les stagiaires de TerraNIS et de l'ICV qui ont contribué significativement à l'avancement de ces travaux notamment Montaine Fosh, Bénédicte Coulonges, Dorian Calvo et Gabriel Schmidt.

Je remercie les membres du laboratoire DYNAFOR, malgré la distance j'ai pu apprécier nos moments d'échanges lors des AG, des journées des doctorants ou des pic-nic. Je remercie également les doctorants et notamment Yousra Hamrouni avec qui j'ai notamment pu partager les derniers moments les plus stressants de ces trois dernières années.

Je remercie les enseignants chercheurs de l'École d'Ingénieurs de Purpan avec qui j'ai pu échanger lors de ces dernières années Jean-Phillipe Denux, Olivier Geoffroy et bien d'autres.

Je tiens également à remercier les membres du Domaine du Chapitre, notamment Leo Pichon et Thomas Crestey ainsi que les différents domaines viticoles qui ont accepté de participer à ce projet : le domaine de Gourgazaud, La Baume, Les Homs, Château Canet, et le Château de Cordes. Je souhaite également remercier Marie Vidal-Vigneron du syndicat du Minervois pour son aide et son expertise sur la mise en place d'un futur service.

Enfin, grand merci à tous mes amis et proches dont François, Pauline, Lydie, Alice et Gwen, qui m'ont soutenue, encouragée mais aussi supportée depuis tant d'années.

Et pour finir je tiens à remercier ma famille avec une mention spéciale pour celle sans qui je n'en serais pas arrivé là, ma Maman. Toi qui m'as toujours encouragé à repousser mes limites, toi qui m'as toujours soutenu dans tous mes choix quels qu'ils soient, toi qui m'as donné confiance en moi et m'a appris à toujours suivre mes envies et mon instinct. Merci de m'avoir offert tout ce dont j'avais besoin pour grandir et m'épanouir. Merci de m'avoir transmis ta force, ton indépendance et ta détermination. On ne choisit pas sa famille mais si j'avais dû choisir, je t'aurais choisi toi.

Résumé

L'évolution du climat dans le sud de l'Europe conduit à une hausse des températures et une baisse des précipitations pendant l'été. Cette évolution entraîne des contraintes hydriques de plus en plus importantes pour la vigne, obligeant les régions viticoles du sud de la France à réfléchir à des solutions pour conserver leur production. Un enjeu pour la filière est de pouvoir déterminer facilement les parcelles ou régions souffrant de stress hydrique. Dans une zone d'AOC par exemple, cela peut aider à justifier les demandes d'autorisation d'irrigation auprès de l'INAO. Il est également question de mieux gérer la ressource en eau pour la diriger vers les zones qui en ont le plus besoin. Quantifier et suivre le statut hydrique de la vigne permettrait également d'accélérer les réflexions sur l'évolution des pratiques culturales dans ces zones (gestion de l'inter-rang, date de récolte, encépagement...). La télédétection est un outil parfaitement adapté pour répondre à cet enjeu. Le stress hydrique provoque une modification des caractéristiques biophysiques et biochimiques du tissu des plantes, qui se traduit dans la plupart des cas par une modification de leurs propriétés optiques. De plus, l'arrivée des deux satellites Sentinel-2 permet aujourd'hui un suivi de la végétation avec une revisite théorique tous les 5 jours à moindre coût.

Ce travail de thèse est orienté autour de plusieurs axes de recherche (thématique et méthodologique) pour arriver à construire et mettre en place un service opérationnel. Dans un premier temps, il fallait comprendre comment s'expriment les symptômes physiologiques du stress hydrique, et, à l'aide de mesures hyperspectrales de référence, caractériser les gammes de longueurs d'onde où des modifications spectrales peuvent être observées. Par la suite, il était nécessaire de vérifier si cette connaissance est transposable aux mesures acquises par les capteurs des satellites actuellement en service et notamment Sentinel-2. Ce travail s'est appuyé sur des jeux de données uniques, combinant à la fois mesures de terrain (sur 3 ans dans 36 parcelles) et observations multispectrales et hyperspectrales.

Cette étude a fait ressortir le domaine SWIR pour accéder à la teneur en eau des feuilles mais a également permis de confirmer l'utilité des bandes Red-Edge et NIR pour caractériser l'impact du contenu en eau sur la structure de la feuille et sur son contenu en chlorophylle. Un modèle de prédiction du statut hydrique de la vigne a été mis en place à partir des bandes 4 (Rouge), 6 (Red-Edge), 8a (NIR) et 12 (SWIR) de Sentinel-2. Ce modèle a pu être testé en 2020 sur des parcelles de 5 domaines viticoles, et de nombreux échanges réguliers ont eu lieu avec les viticulteurs pour vérifier la cohérence des résultats au niveau spatial et temporel. Ces premiers retours sont plus qu'encourageant pour la mise en place d'un outil opérationnel de suivi du statut hydrique de la vigne à partir des images Sentinel-2. Les derniers tests sont en cours pour intégrer le modèle dans une plateforme de traitement et de distribution de données automatique au sein de l'entreprise partenaire (TerraNIS). Une première phase de distribution pré-opérationnelle du service est prévue pour l'été 2021.

Les travaux menés dans le cadre de cette thèse ont donc permis de mettre en lumière les domaines spectraux affectés par les variations de potentiel de tige de la vigne, de valider l'utilisation de Sentinel-2 comme outil de suivi temporel et spatial du statut hydrique de la vigne et de proposer les outils et algorithmes qui permettront à TerraNIS de proposer un service d'intérêt pour l'ensemble de la filière.

Mots clés : Hyperspectral, Multispectral, Vigne, Statut Hydrique, Sentinel-2

Abstract

Climate change in the south of Europe leads to an increase in temperatures and a decrease in rainfall during summer. This evolution leads in turn to an increase of the hydric constraints for the vine, forcing the wine-producing regions of the South of France to think about solutions to preserve their production. A challenge for the industry is to easily detect the plots or regions suffering from water stress. In an AOC area for instance, this can help justify requests for irrigation authorization to the INAO. It can also help at a better water resource management, optimizing its use for the areas that need it the most. Quantifying and monitoring the water status of vines could also contribute to speed up discussions on the change in cultivation practices in those areas (inter-row management, harvesting date, grape varieties, etc.).

Remote sensing is a perfectly adapted tool to meet this challenge. Water stress alters the biophysical and biochemical characteristics of plant tissue, which in most cases turns into a modification of their optical properties. Moreover, the arrival of the two Sentinel-2 satellites now allows monitoring the vegetation with a theoretical revisit time of 5 days at lower cost.

The work presented in this thesis focuses on several research questions (thematic and methodological) to build and implement an operational service. First, it was necessary to understand how the physiological symptoms of water stress are expressed, and, using hyperspectral reference measurements, characterize the wavelength ranges where spectral changes can be observed. In a second step we verified if this knowledge was transposable to the measurements acquired with the sensors of satellites currently in service, especially Sentinel-2. This work was based on unique data sets, combining both field measurements (over 3 years in 36 plots) and multispectral and hyperspectral observations.

This study not only highlighted the SWIR domain to access leaf water content but also confirmed the usefulness of the Red-Edge and NIR bands to characterize the impact of water content on leaf structure and chlorophyll content. A prediction model for the vine water status was developed from Sentinel-2 bands 4 (Red), 6 (Red-Edge), 8a (NIR) and 12 (SWIR). This model was tested in 2020 on plots from 5 vineyards, and many regular exchanges took place with the wine growers to check the consistency of the results considering both spatial and temporal aspects. Those first feedbacks are more than encouraging for the implementation of an operational tool for spatial and temporal monitoring of vine water status from Sentinel-2 images. Final tests are underway to integrate this model into an automatic data processing and distribution platform within the partner company (TerraNIS). A first pre-operational distribution phase of the service is planned for summer 2021.

The work carried out in the framework of this thesis has thus made it possible to highlight the spectral domains affected by variations in vine stem potential, to validate the use of Sentinel-2 as a tool for temporal and spatial monitoring of vine water status, and to propose the tools and algorithms that will enable TerraNIS to offer a service of interest to the entire industry.

Keyword : Hyperspectral, Multispectral, vineyard, Water Status, Sentinel-2

Sommaire

Introduction	2
I Contexte général	3
Chapitre 1 : La filière viticole face aux changements climatique	4
1.1 Besoins en eau de la vigne	4
1.2 Impact du changement climatique pour les vignobles de climat méditerranéen . . .	5
1.3 Réponses de la filière	6
Chapitre 2 : La télédétection appliquée à la vigne	9
2.1 Définition - Généralités	9
2.2 Réponse spectrale de la végétation	11
2.3 Identification du statut hydrique par télédétection	12
2.3.1 Utilisation de mesures hyperspectrales	12
2.3.2 Utilisation de mesures multispectrales	14
2.3.3 Utilisation d'autres capteurs non optiques	15
2.4 Services déjà proposés	15
Chapitre 3 : Positionnement de la thèse	17
3.1 Problématique et objectifs	17
3.2 Méthodologie générale	17
3.3 Organisation du manuscrit	18
3.4 Base de données terrain	19
II Identification des domaines spectraux les plus discriminants pour la caractérisation du statut hydrique de la vigne à partir de données hyperspectrales	20
Introduction de la partie II	21
Chapitre 4 : Comprendre la signature hyperspectrale de la vigne sous différentes modalités d'irrigation : un premier pas vers le suivi du statut hydrique de la vigne	22
Résumé de l'article	23
Article 1 : Understanding vine hyperspectral signature through different irrigation plans : a first step to monitor vineyard water status	24
4.1 Introduction	24
4.2 Material	27
4.2.1 Study sites	27

4.2.2	Experimental design	28
4.2.3	Field measurements	30
4.3	Methods	35
4.3.1	Feature extraction	36
4.3.2	Statistical analysis	39
4.3.3	Results interpretation	40
4.4	Results	40
4.4.1	Correlation between SWP and leaves' raw spectra	40
4.4.2	Correlation between SWP and leaves' spectra averaged by domains	48
4.5	Discussion	50
4.5.1	Summary of the results	51
4.5.2	Spectral domain and VI sensitivity	51
4.5.3	Correlation differences between wavelengths and domains reflectance	52
4.5.4	Correlation differences between plots	53
4.5.5	Choice of analysis method	54
4.5.6	From hyperspectral to multispectral data	55
4.6	Conclusion	56
Chapitre 5 : Analyse complémentaire des mesures hyperspectrales sur la canopée		57
5.1	Introduction	57
5.2	Matériels et méthodes	57
5.3	Résultats	59
5.4	Discussion et conclusion	60
Conclusion de la partie II		61
III Potentialité des images satellites pour le suivi du statut hydrique de la vigne		62
Introduction de la partie III		63
Chapitre 6 : Vers un suivi du statut hydrique de la vigne à grande échelle avec les images Sentinel-2		64
Résumé de l'article		65
Article 2 : Towards vine water status monitoring on a large scale using Sentinel-2 images		66
6.1	Introduction	66
6.2	Materials & Methods	68
6.2.1	Data acquisition	69
6.2.2	Sentinel-2 Images Preprocessing	74
6.2.3	Features Extraction	74
6.2.4	Analysis	75
6.3	Results	77
6.3.1	SWP Values	77
6.3.2	Evaluation of the Robustness and Precision	78
6.3.3	Best Models Exploration	81
6.3.4	Comparison between NDVI, Best VI (REP) and Best Model with the Four S2 Bands	84
6.4	Discussion	85
6.4.1	Significant Features	85

6.4.2	Robustness of the Model	85
6.4.3	Considerations for a Future Operational Service	86
6.5	Conclusions	87
Chapitre 7 : Analyses complémentaires avec classification des données de potentiel de tige		88
7.1	Introduction	88
7.2	Matériels et méthodes	88
7.3	Résultats	89
7.3.1	Choix du meilleur algorithmes	89
7.3.2	Importance des bandes S2 considérée	90
7.3.3	Exploration de la prédiction des classes	91
7.4	Discussion	91
7.5	Conclusion	92
Chapitre 8 : Simulation de données satellites multispectrales à partir de mesures hyperspectrales pour la prédiction des valeurs de potentiel de tige		93
8.1	Introduction	93
8.2	Matériels et méthodes	93
8.3	Résultats	95
8.4	Discussion et perspectives	96
Conclusion de la partie III		97
IV Vers la mise en place d'un service opérationnel		98
Introduction de la partie IV		99
Chapitre 9 : Suivi de l'état hydrique des vignobles à l'aide des images Sentinel-2 : Cas d'étude pour évaluer le modèle de prédiction du potentiel de tige sur plusieurs domaines viticoles dans le sud de la France		100
Résumé de l'article		101
Article 3 : Monitoring vineyard water status using Sentinel-2 images : Study cases to evaluate SWP predictions on several wine domains in the south of France.		102
9.1	Introduction	103
9.2	Materials & Methods	103
9.2.1	Study sites	104
9.2.2	Sentinel-2 image processing	104
9.2.3	SWP interpretation	105
9.2.4	Interviews with winegrowers	105
9.3	Results	106
9.3.1	Highlighting of spatial variability	106
9.3.2	Monitoring temporal evolution	108
9.4	Discussion	112
9.4.1	Consistency of spatial variability	112
9.4.2	Consistency of temporal evolutions	112
9.4.3	Towards an operational service	112
9.5	Conclusion	112

Chapitre 10 :Transfert technologique vers l'entreprise partenaire (TerraNIS)	114
10.1 Introduction	114
10.2 Traitement des images d'entrée	114
10.3 Automatisation du modèle pour intégration dans les services de l'entreprise . . .	115
10.4 Campagne pré-opérationnelle du service	117
10.5 Conclusion	118
Conclusion de la partie IV	120
V Synthèse générale et perspectives	121
Chapitre 11 :Réflexion sur la résolution spectrale	123
11.1 Mise en évidence des gammes de longueurs d'onde les plus sensibles au statut hydrique de la vigne	123
11.2 Les données multispectrales et hyperspectrales	123
11.3 Perspectives	124
11.3.1 L'arrivée de satellites hyperspectraux pour l'observation de la Terre . . .	124
11.3.2 Des méthodes d'analyses plus approfondies	125
11.3.3 Préparation à l'avènement des satellites hyperspectraux pour des applications en agriculture	126
Chapitre 12 :Utilisation des images Sentinel-2	128
12.1 Définition d'un modèle de prédiction des potentiels de tige à l'aide des bandes S2	128
12.2 Limites identifiées : la présence de pixel mixte du à la résolution spatiale	128
12.3 Perspectives	129
12.3.1 Le démixage spectral	129
12.3.2 Tests préliminaires	131
Chapitre 13 :Définition et développement d'un service	134
13.1 Validation et mise en place du service	134
13.2 Limites identifiées	134
13.3 Perspectives	134
13.3.1 Maquettes de la future plateforme	134
13.3.2 Évolutions envisagées pour le service	137
13.3.3 Proposition de prix	137
Conclusion	140
Valorisations des travaux de thèse	142
Publications	142
Conférences internationales	143
Vulgarisation scientifiques	144

Bibliographie	145
Table des figures	156
Liste des tableaux	160
Annexes	164
A : Diagramme Gantt du projet	164
B : Article soumis dans le dossier spécial sur l'eau en viticulture dans la Revue des Oenologues	165

Introduction

Dans un contexte actuel de développement d'une agriculture raisonnée, la filière vigne s'oriente vers une production intégrée, en particulier dans le cadre de l'adaptation aux changements climatiques et de la gestion de la ressource en eau. Dans ce cadre, les vignobles méditerranéens doivent faire face à une raréfaction de l'eau, à une augmentation des épisodes de canicules et à un impact important sur la qualité et la quantité de leurs vendanges. Ils ont donc besoin de s'adapter et d'outils afin d'identifier des zones pour (1) prioriser l'irrigation, (2) adapter les pratiques culturales (enherbement, taille, date de vendange...) et (3) identifier les territoires qui vont devoir réfléchir à des solutions pérennes sur le long terme (densité de plantation et encépagement par exemple). Face à ce constat, il est nécessaire de pouvoir fournir à la filière un outil de suivi du statut hydrique de la vigne à grande échelle, à moindre coût et qui puisse fournir une information tout au long de la saison. La télédétection semble être un outil parfaitement adapté pour fournir un tel service puisqu'elle permet de spatialiser les observations réalisées.

Un projet de thèse CIFRE a dont été initié en 2018 pour pouvoir développer un outil qui puisse être commercialisé par l'entreprise partenaire du projet : TerraNIS avec l'aide du groupe ICV (Institut coopératif du Vin) et de l'École d'Ingénieurs de Purpan. Cette étude a pour but d'arriver à proposer un service supplémentaire aux clients de TerraNIS qui utilisent déjà les données satellites multispectrales de Spot 6/7 avec le service Oenoview pour gérer leur allotement ou leur fertilisation par exemple. Ces clients, font face au changement climatique et sont demandeurs d'outils pour les aider à y faire face. Afin de pouvoir développer un service qui puisse répondre à leurs attentes en terme de suivi du statut hydrique, il est nécessaire de répondre préalablement à 3 questions scientifiques :

- Quels sont les domaines spectraux impactés par des différences de statut hydrique sur la vigne ?
- Les bandes de Sentinel-2 permettent-elles de développer un modèle de prédiction du statut hydrique de la vigne ?
- Peut-on arriver à un service opérationnel à partir de ce modèle ?

Pour y répondre ce manuscrit est divisé en cinq parties. Après une première partie précisant le contexte général, trois parties détaillent les recherches menées pour répondre à ces trois questions. Chacune de ces trois parties est constituée d'une introduction et d'une conclusion rédigées en français, d'un article principal rédigé en anglais (deux publiés dans Remote Sensing, un soumis à OenoOne) ainsi que d'un ou deux chapitres complémentaires en français. La dernière partie est une synthèse générale proposant différentes perspectives au projet.

Première partie
Contexte général

Chapitre 1

La filière viticole face aux changements climatique

1.1 Besoins en eau de la vigne

Contrairement à la plupart des autres cultures pérennes, la vigne est presque toujours cultivée en dessous de son potentiel de rendement maximal afin de garantir la qualité des raisins et donc du vin. Il se trouve que le paramètre influençant le plus la composition des baies de raisin est l'eau (Van Leeuwen et al., 2009). Les besoins en eau de la vigne sont loin d'être équivalents à ceux des céréales ou de certains fruits mais cette ressource reste nécessaire à hauteur de 250 litres pour 1 kg de raisin (soit environ 450mm avec $10m^3$ /hectare) selon Ojeda & Saurin (2014). Ces besoins hydriques, quantifiés par le potentiel hydrique, varient selon plusieurs paramètres. Le premier est la période végétative puisque du stade de débourrement à la floraison il est nécessaire de fournir à la plante un niveau d'eau suffisant pour la croissance de ses rameaux. Par la suite et jusqu'à la véraison, une légère contrainte va être recherchée de manière croissante pour permettre la croissance herbacée de la baie sans trop augmenter la taille des baies (ce qui pourrait en réduire la qualité). Au stade maturation une contrainte hydrique plus importante est appliquée pour concentrer les composés aromatiques et phénoliques dans les baies. Après la récolte il est nécessaire de réduire cette contrainte pour que la plante puisse refaire ses réserves de nutriments pour l'année suivante (Ramos et al., 2020; Zufferey et al., 2020). Le deuxième paramètre influençant la gestion hydrique de la vigne est le type de vin souhaité. En effet, que les baies servent à la production d'un vin rouge corsé ou d'un vin rosé par exemple, la contrainte hydrique recherchée ne sera pas la même puisque la concentration recherchée en composés phénoliques sera différente (Ojeda & Saurin, 2014). L'évolution temporelle de la contrainte hydrique optimale en fonction de ces deux paramètres est représentés dans la Figure 1.1. De plus, selon l'âge des vignes, leur tolérance à la contrainte hydrique sera différente. En effet, des vignes plus vieilles auront tendance à avoir un système racinaire plus important et donc à mieux supporter des contraintes hydriques élevées (Bou Nader et al., 2019).

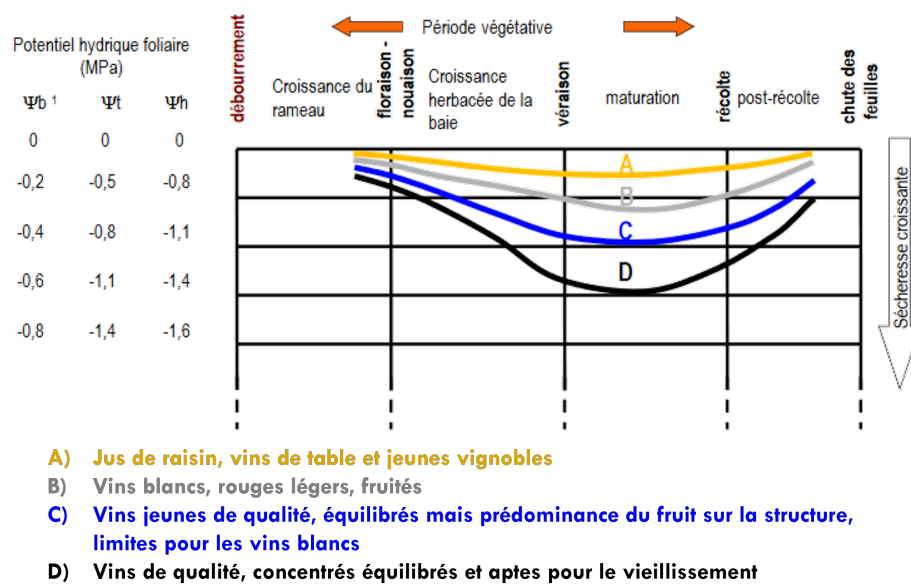


FIGURE 1.1 – Modèle de stratégies de contrôle de l'état hydrique de la vigne selon le stade de développement de la vigne et le type de vin futur. Adapté selon Ojeda & Saurin (2014) .

1.2 Impact du changement climatique pour les vignobles de climat méditerranéen

Le climat est un des paramètres les plus importants et impactant le plus la production de vin. Il s'agit même du principal facteur influençant le développement de la plante et la composition des baies, avant le sol ou le cépage Van Leeuwen & Darriet (2016). Le climat méditerranéen était, jusqu'à la fin des années 90, un des plus favorables à la culture de la vigne avec des hivers humides et des étés chauds. Cependant, depuis les années 2000, on remarque une augmentation des épisodes de sécheresse et une raréfaction de la ressource en eau (Saurin et al., 2014). La Figure 1.2 illustre bien ce phénomène dans la région de Gruissan. Depuis 1990, on observe une baisse des précipitations moyennes ainsi qu'une augmentation de l'évapotranspiration potentielle totale (ETP), c'est-à-dire la quantité d'eau théorique que peut libérer le sol. La conséquence est un bilan hydrique (comparaison entre l'eau disponible et l'eau transpirée par le sol) qui ne cesse d'être négatif depuis les années 2000.

L'impact de ce changement climatique sur la vigne est important. En effet, afin de concilier rendement, qualité et vigueur de la vigne, une contrainte hydrique modérée est nécessaire pour limiter le développement végétatif et favoriser ainsi la croissance des baies (Gary et al., 2005). Cependant, une contrainte hydrique trop élevée peut se traduire par une baisse des rendements et de la qualité de la vendange, on parle alors de stress hydrique (Van Leeuwen et al., 2003). L'impact du statut hydrique de la vigne sur son fonctionnement général est illustré dans la Figure 1.3. La contrainte optimale est celle qui entraîne une qualité maximale des raisins tout en n'impactant peu le rendement. L'augmentation des températures et la baisse des précipitations entraînent également des stades de développement de la vigne plus précoces (Quenol et al., 2017), ce qui décale la phase de maturation pendant des périodes encore plus chaudes par exemple (Van Leeuwen & Darriet, 2016; Payan, 2007). Ceci modifie la composition des baies en augmentant la concentration en sucre et donc en augmentant le degré alcoolique des vins produits (Bernardo et al., 2018; Costa et al., 2015). De plus, la baisse des rendements est d'autant plus préoccupante dans les régions méditerranéennes qu'ils sont déjà parmi les plus faibles de France (Boutin & Payan, 2012).

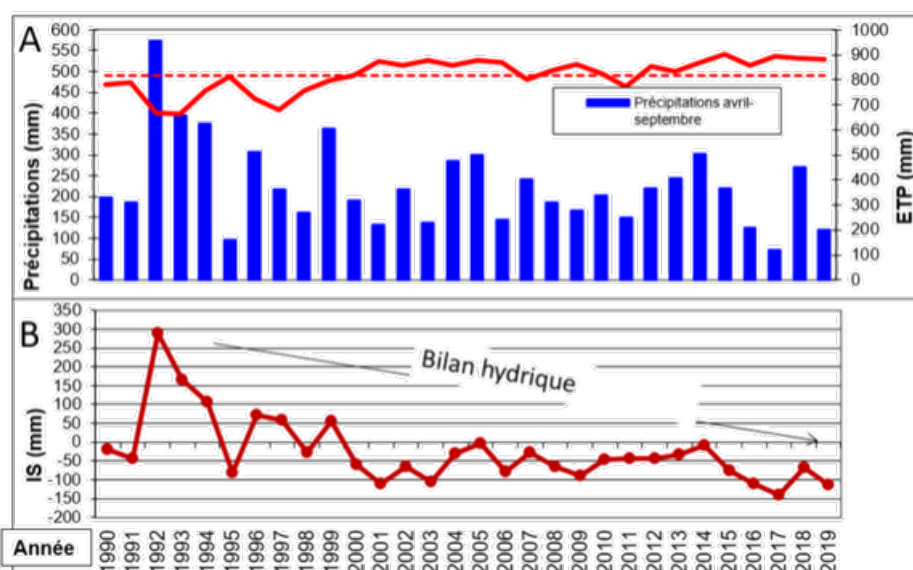


FIGURE 1.2 – Évolution de la pluviométrie et du déficit hydrique pendant le cycle de la vigne de 1990 à 2019 (11430, Gruissan). D’après Hernan Ojeda, INRAE, Unité Expérimentale de Pech rouge. A : Évolution de l’évapotranspiration potentielle totale (ETP) et des précipitations, période avril-septembre. B : Évolution de l’Indice de Sécheresse (IS, Tonietto & Carbonneau (2004)).

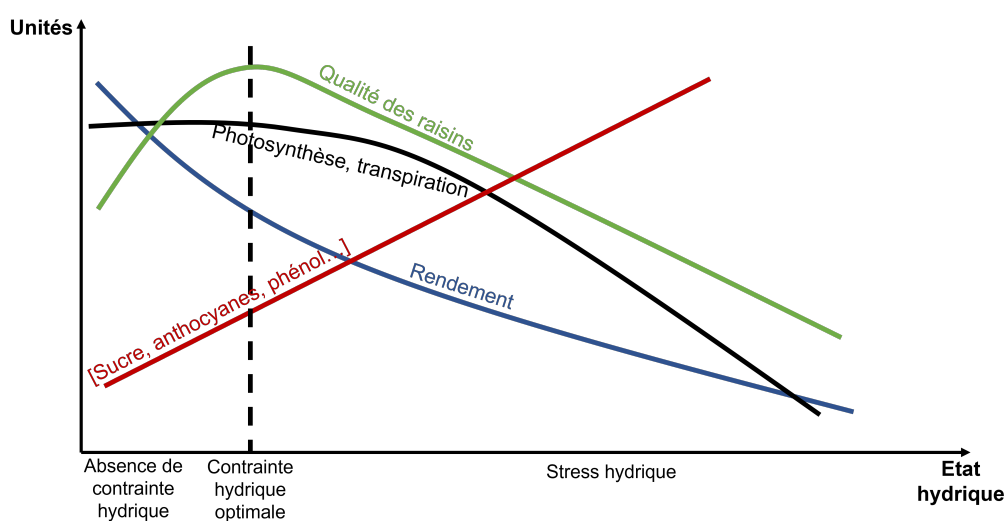


FIGURE 1.3 – Impact du statut hydrique de la vigne sur son fonctionnement. Adapté selon Ojeda & Saurin (2014) et Van Leeuwen & Vivin (2008)

1.3 Réponses de la filière

Afin de mesurer le statut hydrique de la vigne, et donc de pouvoir quantifier le degré de contrainte hydrique à laquelle elle doit faire face, plusieurs mesures in situ sont généralement utilisées en viticulture. La plus simple en terme de mise en oeuvre est la méthode des apex qui consiste à mesurer un indice d’arrêt de croissance des apex des rameaux principaux (Lovelley et al., 2009; Salva, 2016). Cette méthode ne nécessite aucun matériel et à l’avantage de ne pas être destructive. Elle n’est par contre plus utilisable après un écimage et ne permet pas une mesure très précise.

Trois autres méthodes permettent de mesurer le statut hydrique de la plante de manière beaucoup plus précise. Elles nécessitent en revanche du matériel spécifique et du temps de mise en oeuvre. La première est la conductance stomatique qui mesure l'ouverture des stomates par le taux d'humidification à l'intérieur d'une chambre clipsée sur une feuille (Simonneau et al., 2014). La deuxième méthode est basée sur des capteurs de flux de sève posés sur le tronc et permet une mesure directe en temps réel (Sakuratani, 1981). Enfin, la dernière méthode utilise une chambre à pression pour mesurer le potentiel hydrique, c'est à dire la pression nécessaire pour annuler la tension d'eau dans la plante (Scholander et al., 1965; Salva, 2016). Le potentiel hydrique est un indicateur de référence fréquemment utilisé pour interpréter les conséquences d'une contrainte hydrique sur la vigne (Payan, 2007). Ces trois méthodes présentent cependant une forte variabilité spatiale et temporelle.

Une fois la contrainte hydrique évaluée, plusieurs solutions peuvent être mises en oeuvre afin de la contrôler et de limiter l'impact du stress hydrique sur les récoltes et les vins produits.

Parmi les réponses souvent envisagées, la première est l'irrigation qui permet de compenser les manques de pluie (Gaudin & Gary, 2012). En Europe, le taux d'irrigation des vignobles est en dessous de 10% mais ce chiffre tend à augmenter au fur et à mesure des années, notamment dans les régions méditerranéennes en France, en Espagne, au Portugal et en Italie (Costa et al., 2015). Pour autant, le recours à l'apport d'eau doit être maîtrisé pour faire face aux enjeux environnementaux, oenologiques, économiques et réglementaires qui en découlent (Salva, 2016). En effet, la ressource en eau est en enjeu environnemental majeur dans ces régions et sa gestion cruciale (Boutin & Payan, 2012). De plus, comme expliqué précédemment, pour maintenir une certaine qualité de raisin et donc de vin, il est nécessaire d'appliquer une légère contrainte hydrique. Un apport non maîtrisé d'une grande quantité d'eau pourrait certes favoriser les rendements mais aussi diminuer le potentiel oenologique des baies. Au niveau économique, le rapport coûts/bénéfices d'une installation et d'un apport d'eau doit être étudié pour certains domaines viticoles. Enfin, l'aspect réglementaire n'est pas à négliger. L'irrigation de la vigne est très réglementée en France : interdite jusqu'en 2006, elle est autorisée sous conditions depuis 2017 pour les vignobles sous signe de qualité (AOC, AOP et IGP) (Canto, 2018). Cette autorisation est délivrée par l'INAO (Institut National de l'Origine et de la Qualité) uniquement à certains moments, afin de compenser un stress hydrique impactant la récolte. Un dossier de demande doit être réalisé afin d'apporter les preuves de la nécessité d'irriguer son vignoble pour conserver sa récolte et ses revenus. Depuis 2012, les régions Occitanie et PACA se sont déjà lancées dans plusieurs projets afin d'irriguer leur vigne (Aqua Domitia). D'ici 2030 plus de 10 000 ha de vigne devraient être irrigués en Languedoc-Roussillon et 20 000 ha dans le Var (Canto, 2018).

D'autres solutions mises en place pour limiter l'impact du stress hydrique concernent cette fois-ci les pratiques culturales. La gestion de l'enherbement, le travail du sol ou la taille des vignes peuvent être des facteurs influençant le statut hydrique de la vigne en réduisant la compétition avec d'autres espèces, en améliorant la retenue de l'eau par le sol ou en limitant l'exposition des grappes au soleil par exemple (Bernardo et al., 2018). De plus, la maturation étant accélérée par le stress hydrique, afin de limiter l'accumulation de sucre dans les baies, les vendanges sont réalisées de manière plus précoce pour éviter une augmentation trop importante du degré d'alcool du vin (Costa et al., 2015).

Enfin, des décisions à plus long terme peuvent également être adoptées avant même la plantation de nouvelles vignes. La densité de plantation peut être réduite pour limiter la concurrence et favoriser l'aération entre les rangs. L'orientation des rangs doit également être réfléchi puisque c'est le premier facteur qui joue sur l'interception des rayonnements du soleil par la plante (Bernardo et al., 2018). L'encépagement peut aussi être modifié pour introduire des cépages plus résistants au stress hydrique (Costa et al., 2015). Cependant ces évolutions peuvent modifier profondément les types de vins produits, notamment avec des changements de cépages importants.

Pour mettre en place ces différentes solutions de façon optimale il y a donc un besoin préalable

d'informations au niveau spatial et temporel, par exemple pour :

- prioriser les parcelles à irriguer pour contrôler la gestion de l'eau ;
- légitimer les demandes d'autorisation d'irrigation aux dates clés auprès de l'INAO ;
- identifier les zones qui doivent mettre en place des solutions à long terme selon les évolutions sur les différents millésimes ;
- vérifier la bonne gestion de l'eau au niveau d'un domaine ou d'une appellation ;
- adapter le parcours hydrique de parcelles destinées à faire du vin rouge de garde ou du rosé.

Chapitre 2

La télédétection appliquée à la vigne

La télédétection semble être un outil parfaitement adapté pour répondre à ces besoins en apportant des connaissances sur le statut hydrique de la vigne, non seulement au niveau spatial mais également temporel, tout au long des différents stades de développement de la plante, sans avoir besoin d'échantillonner tout le vignoble sur le terrain.

2.1 Définition - Généralités

Le principe de la télédétection est la mesure des caractéristiques optiques d'un objet par un capteur situé à distance de cet objet. Ces caractéristiques sont impactées par les propriétés intrinsèques de l'objet en question (composition, structure...). Il existe deux types de capteurs (Figure 2.1), ceux qui mesurent le rayonnement solaire reflété par la surface observée (capteurs passifs) et ceux qui ont leur propre source d'énergie (capteurs actifs) et ne dépendent donc pas du soleil. Cette étude se concentre uniquement sur les données issues de capteurs passifs optiques qui mesurent la réflectance de la végétation dans les longueurs d'onde allant du visible à l'infrarouge. La réflectance se définit comme la proportion de lumière solaire réfléchiée par une surface et mesurée par le capteur (Camps-Valls et al., 2011; James B. Campbell, 2011; Schaepman-Strub et al., 2006).

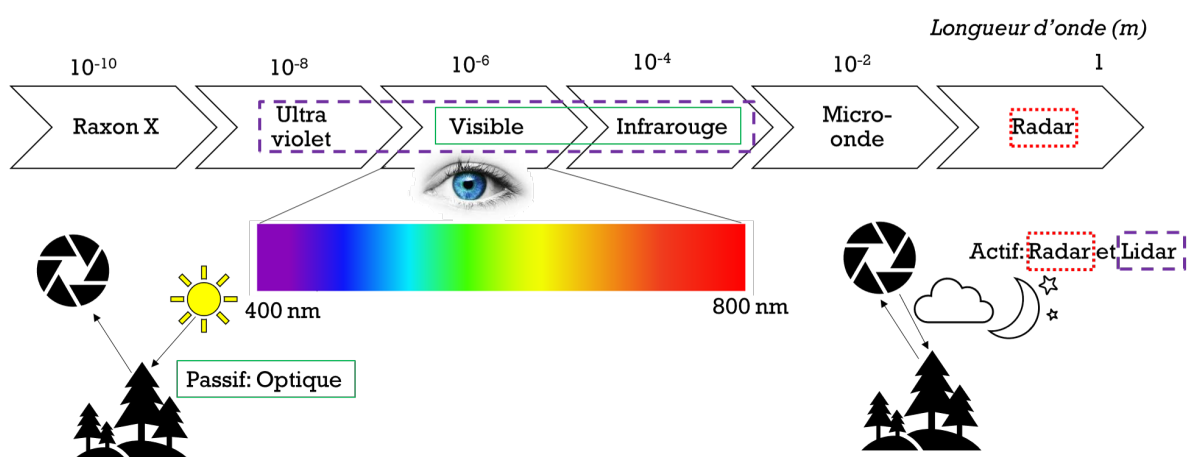


FIGURE 2.1 – Principe général de la télédétection. Gammes de longueur d'onde utilisées dans ce manuscrit : 400-800nm ou visible (VIS), 800-1000nm ou proche infrarouge - Near Infrared (NIR), 1000-2500nm ou lointain infrarouge - Short wave infrared (SWIR)

Trois paramètres caractérisent les images prises par ces capteurs. Le premier est la résolution spatiale, autrement dit l'emprise au sol d'un pixel et donc la taille du plus petit objet visible.

La Figure 2.2 illustre différentes résolutions spatiales obtenues avec quatre capteurs différents sur la même zone de parcelles de vigne dans le Minervois.

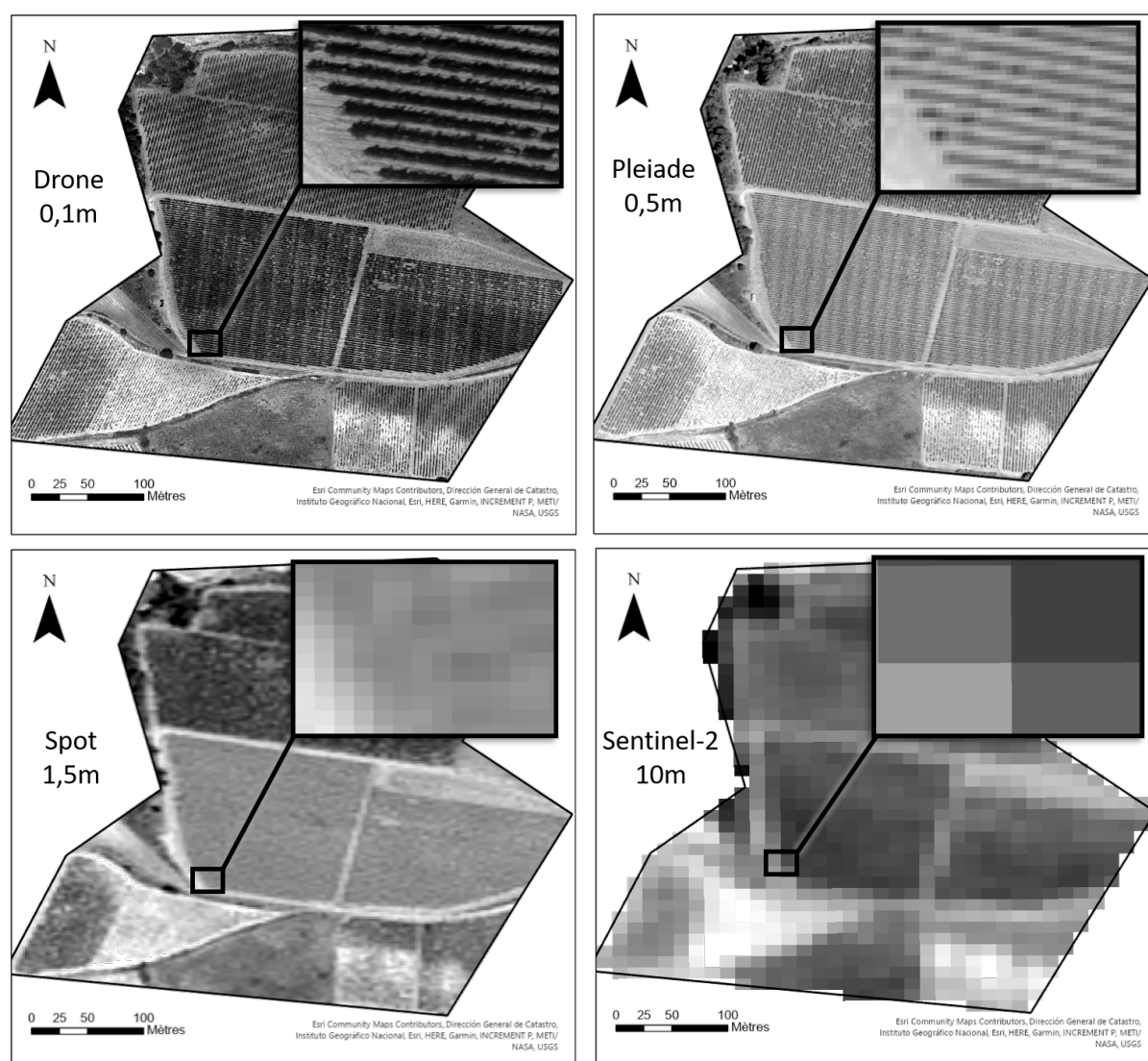


FIGURE 2.2 – Illustration de différentes résolutions spatiales de 10cm à 10m pour la même zone de parcelles de vigne dans le Minervois.

Le deuxième paramètre est la résolution temporelle, c'est-à-dire le temps de revisite du satellite et donc le délai entre 2 prises d'images. C'est un paramètre important à prendre en compte quand on parle de suivi de la végétation puisqu'il faut pouvoir avoir des données régulièrement, de préférence à une fréquence élevée.

Le dernier paramètre à prendre en compte est la résolution spectrale, c'est-à-dire le nombre de mesures de réflectance qui vont être faites sur la gamme de longueurs d'onde étudiée et leur précision. On parle de capteur hyperspectral lorsque plus d'une centaine de bandes étroites (de un à quelques nanomètres) sont mesurées à intervalles réguliers. Par exemple, sur la Figure 2.3, un exemple de mesure hyperspectrale est illustré avec des mesures tous les 1nm du visible (400nm) à la fin du SWIR (2500nm). A l'inverse, une acquisition multispectrale ne mesurera les réflectances qu'à quelques longueurs d'onde, souvent avec une largeur de bande plus importante. Un exemple de signal multispectral mesurant les réflectances dans 13 bandes spectrales est illustré dans la Figure 2.3. Il s'agit du capteur du satellite Sentinel-2.

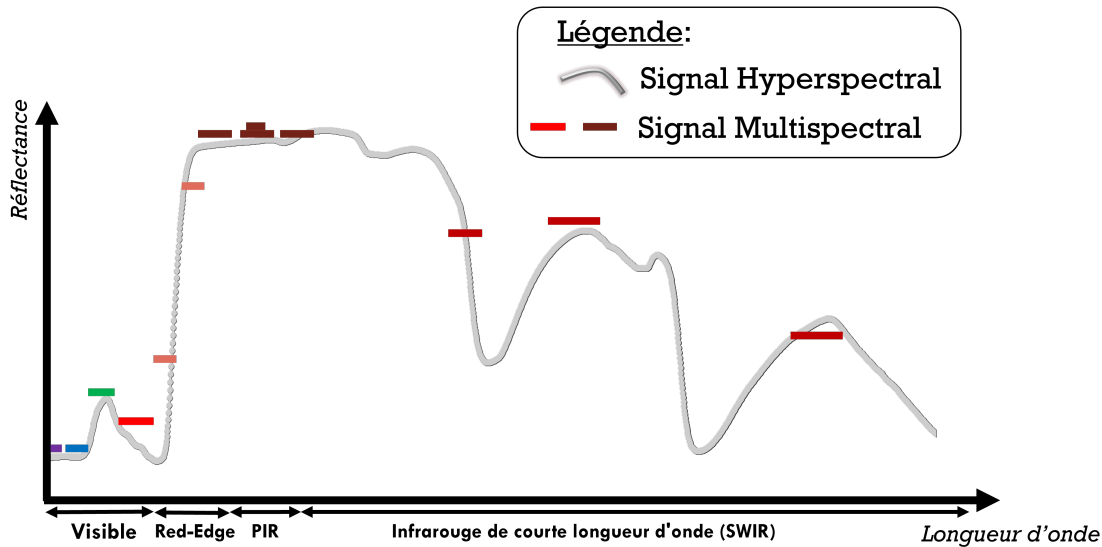


FIGURE 2.3 – Réponse spectrale de la végétation selon un capteur hyper (Spectrophotomètre ASD Field Spec 4) ou multispectral (Sentinel-2).

2.2 Réponse spectrale de la végétation

La capacité des plantes à absorber, réfléchir ou transmettre la lumière aux différentes longueurs d'onde est directement liée à leurs caractéristiques biochimiques et physiques propres (Croft & Chen, 2018; Knipling, 1970). Au premier ordre les variations de réflectance dans le visible, le proche infrarouge et le moyen infrarouge sont expliquées respectivement par la teneur en pigments, la structure cellulaire et la teneur en eau des feuilles (Carter & Knapp, 2001; Hodáňová, 1985; Jacquemoud & Baret, 1990). La Figure 2.4 illustre les paramètres influençant la réponse spectrale de la végétation dans les différents domaines spectraux. Plus spécifiquement pour la problématique abordée dans le cadre de cette thèse, selon la littérature les longueurs d'onde les plus corrélées avec le contenu en eau de la végétation appartiennent au domaine SWIR (Seelig et al., 2008; Rapaport et al., 2015; Zovko et al., 2019; Ceccato et al., 2001; Das et al., 2020; Das & Mahajan, 2018). Ces signatures spectrales particulières (1259 nm, 1264 nm, et 1334 nm) sont liées aux vibrations de la liaison O–H dans les molécules d'eau (Zovko et al., 2019). Les domaines du visible et du Red-Edge permettent quant à eux de faire ressortir la concentration en pigments des feuilles et notamment la chlorophylle (Main et al., 2011; Behmann et al., 2014; Matese & Di Gennaro, 2015) qui peut être elle-même liée à la disponibilité de l'eau dans la plante (Tilling et al., 2007; Ballester et al., 2017; Li et al., 2018; Rapaport et al., 2015). Par ailleurs, le domaine du Red-Edge a déjà été identifié comme permettant de détecter le stress hydrique des cultures à l'échelle de la canopée (Rossini et al., 2013). Enfin, le domaine du proche infrarouge ou Near Infrared (NIR), apporte une information sur la morphologie et la structure cellulaire des feuilles (Kim et al., 2015; Maimaitiyiming et al., 2017), qui peuvent également être affectées par la teneur en eau (Poblete et al., 2017). Des bandes d'absorption de l'eau sont également présentes dans ce domaine. Les longueurs d'onde situées autour de 1400 et 1850nm sont quant à elles liées aux absorptions atmosphériques et ne peuvent donc pas être utilisées pour le suivi de la végétation.

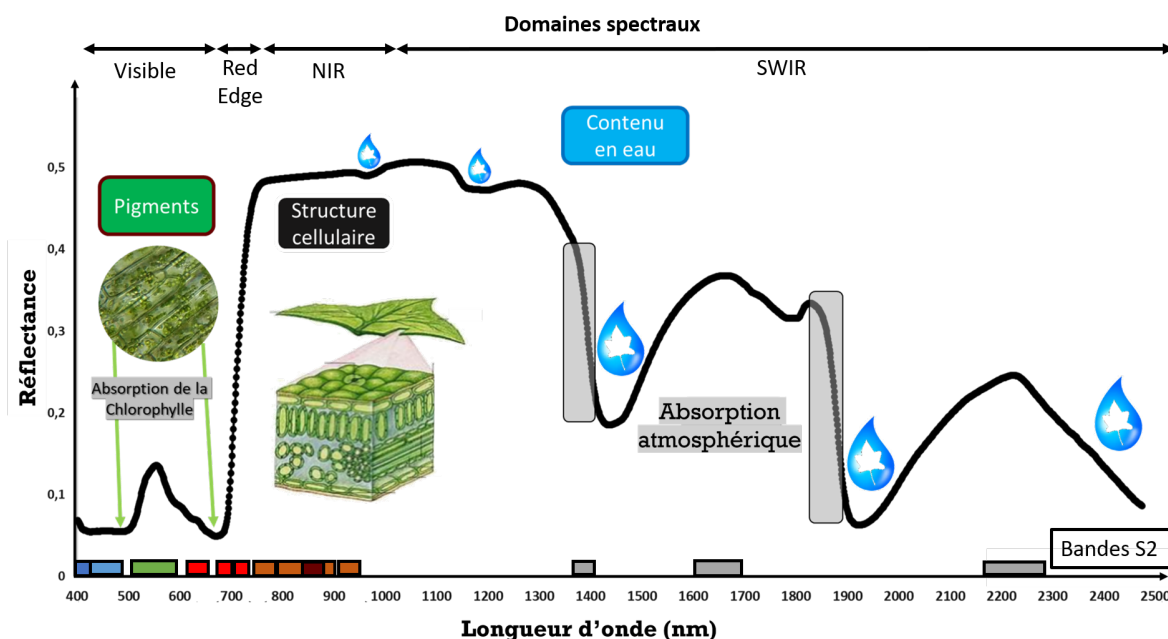


FIGURE 2.4 – Illustration des paramètres influençant la réponse spectrale de la végétation dans les différentes longueurs d'onde.

2.3 Identification du statut hydrique par télédétection

2.3.1 Utilisation de mesures hyperspectrales

Les observations hyperspectrales présentent un avantage particulier pour l'identification et la quantification du statut hydrique de la vigne. L'intérêt de ce type de mesure est de pouvoir évaluer comment l'état sanitaire de la plante affecte la réponse spectrale sur l'ensemble de la gamme de longueurs d'onde étudiées, ce qui permet de mettre en évidence les longueurs d'onde ou les domaines spectraux les plus sensibles et les plus fiables.

De plus en plus d'études s'intéressent à la relation entre la teneur en eau de la végétation et les mesures hyperspectrales. On peut citer entre autres de récents articles qui cherchent à prédire la teneur en eau des feuilles de maïs (Gao et al., 2019; Zhang & Zhou, 2019), de blé (Ranjan et al., 2017), de millet (Surase et al., 2019) ou de sorgho (Surase et al., 2019). Concernant la vigne, six études récentes se sont penchées sur l'utilisation de mesures hyperspectrales pour prédire le statut hydrique des vignobles (Rodríguez-Pérez et al., 2007; Pôças et al., 2015; Rapaport et al., 2015; Loggenberg et al., 2018; Zovko et al., 2019; Tosin et al., 2020). Cependant, parmi elles, trois se sont concentrées uniquement sur une seule parcelle d'étude, trois n'ont recherché des relations qu'à une seule date donnée, trois se sont arrêtées à l'étude de la réponse du Visible au NIR sans prendre en compte le SWIR et une n'a eu lieu qu'en conditions contrôlées en serre et sur une jeune vigne en place de 5 ans (Table 2.1). De plus, en terme de méthodologie utilisée, ces études se sont concentrées le plus souvent sur la recherche d'indice de végétation ou de longueur d'onde très spécifique voire sur l'utilisation de tout le spectre pour pouvoir prédire le statut hydrique de la vigne. A notre connaissance, aucune étude n'a utilisé des mesures hyperspectrale du visible au SWIR sur plusieurs parcelles en place tout au long de la saison tout en recherchant à faire ressortir les domaines spectraux les plus prometteurs et non des longueurs d'onde précises.

TABLE 2.1 – Synthèse des matériels et méthodes utilisés dans les études publiées sur l’identification du statut hydrique de la vigne à partir de données hyperspectrales. (IV : indice de végétation)

Référence	Matériel	Méthode (Algorithmes et longueurs d’onde utilisées en nm)
Rodríguez-Pérez et al. (2007)	<ul style="list-style-type: none"> - 1 parcelle - 1 date de mesures - Potentiel de tige, potentiel hydrique foliaire de base, épaisseur équivalente en eau, contenu en eau - VIS-SWIR, feuille et canopé 	<ul style="list-style-type: none"> - 79 IV (Table 1 de la publication) - Tout le spectre - Régression linéaire
Pôças et al. (2015)	<ul style="list-style-type: none"> - 2 parcelles - 5 dates de mesures (juin-septembre) - Potentiel hydrique foliaire de base - VIS-NIR 	<ul style="list-style-type: none"> - 15 IV : 9 indices normalisés de type NDVI, SR (718/723), WI (900/970), ARI (665,647), MSAVI (701,587), OSAVI (745, 700), RDVI (745,700) - Classification par régression logistique
Rapaport et al. (2015)	<ul style="list-style-type: none"> - 1 jeune parcelle (5 ans) + pots en serre - 1 date mesure - Potentiel hydrique foliaire, conductance stomatique, - VIS-SWIR 	<ul style="list-style-type: none"> - 15 IV : 2 PRI (531,550-570), REIP (680,780), dRE (680,780), mNDVI (750,705), SIPI (800,445,680), NDVI (800,675), NDII (820,1650), NDWI (860,1240), WI (900/970), MDWI (1500,1750), MSI (1600, 820), 3 WABI (1485-1490-1500, 531-538-550) - Bandes à bandes - Bandes d’intérêt - Régression PLS
Loggenberg et al. (2018)	<ul style="list-style-type: none"> - 1 parcelle - 1 date - Potentiel de tige - VIS-NIR 	<ul style="list-style-type: none"> - Tout le spectre + bandes d’intérêt - Classification RF et XGBoost
Zovko et al. (2019)	<ul style="list-style-type: none"> - 1 parcelle expérimentale - 1 date - 3 types d’irrigation VIS-SWIR 	<ul style="list-style-type: none"> - Tout le spectre + bandes d’intérêt - Classification PLS-DA et PLS-SVM
Tosin et al. (2020)	<ul style="list-style-type: none"> - 2 parcelles - juillet-août - Potentiel hydrique foliaire - VIS-NIR 	<ul style="list-style-type: none"> - 15 IV : les mêmes que (Pôças et al., 2015) - Classification par régression logistique

Les indices de végétation ou longueurs d’onde mis en évidence dans ces publications sont résumés dans la Table 2.2. On remarque que ce ne sont jamais les mêmes qui ressortent, ce qui pourrait indiquer un forte dépendance à la base de données utilisée dans chaque étude (cépages, parcelles ou dates de mesures différents). Il serait donc important de travailler sur une base de données plus large et donc plus représentative pour étendre la portée des conclusions. Cependant des domaines spectraux communs semblent émerger : le SWIR, le vert, le Red-Edge et le Rouge. Selon cette littérature, les indices de végétation les plus prometteurs sont soit directement liés à la teneur en eau, soit indirectement liés par leur impact sur le statut nutritif ou sur la composition cellulaire, par exemple.

L’accès à la réponse spectrale de la végétation dans toutes les gammes de longueur d’onde du VIS au SWIR permet d’obtenir de très bons résultats pour la prédiction du statut hydrique de la vigne (avec des R^2 supérieurs à 0.9 ou des précisions supérieures à 80% pour les classifications en moyenne dans les 6 publications citées). Les méthodes d’analyse utilisables avec ce type de données, comme celles utilisées en chimométrie par exemple, permettent le plus souvent d’augmenter encore cette précision (Partial-least square (Rapaport et al., 2015; Zovko et al., 2019)). De plus, les données hyperspectrales permettent également l’utilisation d’algorithmes plus complexes et plus fins de transfert radiatif qui permettent notamment de prédire des concentrations très précises en chlorophylle avec une RMSE pouvant descendre jusqu’à $9\mu\text{g}/\text{cm}^2$ (Feret et al., 2008).

TABLE 2.2 – Résumé des longueurs d’onde et IV mis en évidence dans les récentes études publiées sur l’identification du statut hydrique de la vigne à partir de données hyperspectrales. (IV : indice de végétation)

Référence	Longueurs d’onde (nm)	IV (nm)
Rodríguez-Pérez et al. (2007)	970, 1160, 1460	SR2 (1070/1340) RGI (695/554)
Pôças et al. (2015)	/	VARI (520, 539, 586), NDGI (531, 587), RGRI (531, 587), PRI (545, 567)
Rapaport et al. (2015)	530-550, 700-750, 1380-1420, 1450-1590	WABI (530-500/1500)
Loggenberg et al. (2018)	474, 480, 484, 572, 577, 585	/
Zovko et al. (2019)	583, 738, 1259, 1264, 1334	/
Tosin et al. (2020)	/	ARI (656,647), NRI (711, 700)

En dépit de l’intérêt qu’ils présentent pour analyser toute la réponse spectrale de la végétation, les imageurs hyperspectraux sont encore des instruments volumineux et lourds (>460kg pour Aviris¹), très coûteux et complexes à mettre en place (Chapman et al., 2019). Il n’existe à ce jour pas de satellite commercial avec un tel capteur embarqué et leur utilisation sur drone reste extrêmement rare et coûteuse (180K € pour une caméra HySpex² VIS-SWIR)³. Pour l’instant il est donc difficilement envisageable d’utiliser de tels capteurs pour un service opérationnel à un coût raisonnable. Le type de matériel le plus fréquemment utilisé, souvent dans le cadre de projets de recherche, est un spectrophotomètre de terrain (analyse ponctuelle). Ce type de matériel, plus abordable (autour de 100K€), permet de travailler sur la compréhension des variations dans le signal sur des cibles de références et d’utiliser cette connaissance pour traiter de façon optimisée des images ayant une résolution spectrale plus faible (soit en adaptant directement le capteur, soit en améliorant les algorithmes de traitement a posteriori).

2.3.2 Utilisation de mesures multispectrales

Dans le cadre de notre étude, les images satellites multispectrales semblent, elles, beaucoup plus adaptées à l’utilisation d’un service commercial. Elles sont désormais facilement accessibles dans le cadre des missions Copernicus notamment, grâce aux satellites Sentinel-2 (Transon et al., 2018; Weiss et al., 2020). Le libre accès à cet ensemble de données, combiné à sa résolution spectrale (12 bandes dans les régions du visible (VIS) à l’infrarouge à ondes courtes (SWIR)), temporelle (5 jours de revisite avec les deux satellites A et B) et spatiale (10 m à 20 m) en fait un outil puissant et polyvalent pour un service.

Plusieurs études récentes ont démontré la pertinence des images Sentinel-2 pour détecter les cultures irriguées (Ferrant et al., 2017) ou estimer la consommation d’eau du coton (Rozenstein et al., 2018), par exemple. Concernant la vigne, de récentes études ont porté sur le suivi de la vigueur des vignobles avec le Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) (Devaux et al., 2019; Di Gennaro et al., 2019). L’impact des vagues de chaleur sur les vignobles irrigués a également été recherché à partir d’image S2 (Cogato et al., 2019). Cette étude s’est penché sur la relation entre 13 indices de végétation ou les bandes S2 et des paramètres environnementaux

1. <https://avirisng.jpl.nasa.gov/specifications.html>

2. <https://www.hyspex.com/hyspex-products/hyspex-mjolnir/hyspex-mjolnir-vs-620/>

3. H. Clenet - Communication personnelle

(degré jour, températures maxi, humidité...). D'après cette publication, les bandes du Red-Edge et du rouge et les indices Enhanced Vegetation Index (EVI) et Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI) sont les plus pertinents pour estimer l'humidité relative, la bande SWIR semble liée au degré jour et les bandes verte et Red-Edge, ainsi que les indices CARI et TCARI, sont corrélés avec la température de l'air ou du sol.

Une étude récente a recherché des corrélations entre le potentiel hydrique de tige de la vigne et les images Sentinel-2 (Cohen et al., 2019). Cette étude s'est déroulée en Israël sur plus de 80 parcelles de vigne en 2017. Cependant, seuls 6 indices de végétation ont été testés et aucun d'entre eux n'incluait les bandes du Red-Edge, par exemple. De plus, les modèles de régression multiple testés incluaient le jour de l'année, or ce paramètre est directement relié au potentiel de tige puisqu'on sait que le potentiel de tige a tendance à baisser et fur et à mesure de la saison pour remonter après la récolte. Inclure le jour de l'année dans un tel modèle peut donc fausser les prédictions en ne prenant en compte que cette tendance générale et en effaçant les différences entre les parcelles au même moment. Les coefficients appliqués pour chaque paramètre du modèle n'étaient malheureusement pas disponibles et il n'est donc pas possible de vérifier l'influence de ce paramètre par rapport aux autres issus directement de la télédétection (Indice de végétation ou bandes). C'est la seule étude à notre connaissance à avoir testé le lien entre le potentiel hydrique des tiges et les images Sentinel-2 sur un grand nombre de vignobles commerciaux tout au long d'une saison.

2.3.3 Utilisation d'autres capteurs non optiques

En complément des capteurs optiques, les capteurs thermiques ainsi que radars peuvent eux aussi être utilisés pour identifier le statut hydrique des plantes. L'indice thermique le plus utilisé est le CWSI pour Crop Water Stress Index, il est calculé en normalisant la différence entre la température de la canopée et de l'air ambiant. Plusieurs études récentes utilisant des drones ou des outils de proxidtection avec des capteurs thermiques ont démontré sa corrélation avec le statut hydrique des vignes (Prueger et al., 2019; Pagay & Kidman, 2019; Bellvert et al., 2016; Pou et al., 2014). Cependant les capteurs thermiques sont encore lourds à mettre en place et ne permettent pas forcément une revisite fréquente. De plus, comme expliqué par Baluja et al. (2012), les relations entre l'imagerie thermique et des paramètres de statut hydrique doivent être considérées comme des réponses à très court terme et ne permettent pas de mettre en évidence des phénomènes affectant la plante sur plus long terme.

Concernant les capteurs radars, de récentes publications s'intéressent au contenu en eau du sol (Zribi et al., 2019; Li & Wang, 2018; De Zan & Gomba, 2018) ou à la caractérisation de la végétation (Mandal et al., 2020). Cependant ce type de donnée est encore complexe à analyser et leur intégration dans un service opérationnel n'est pas encore envisageable.

2.4 Services déjà proposés

Étant donné le potentiel de la télédétection, des entreprises se sont déjà positionnées pour distribuer des cartes d'état hydrique du vignoble comme Helidrone⁴ ou VineView⁵. Ces entreprises utilisent le plus souvent des cartes de NDVI réalisées par drone. Cependant, ces services ne permettent pas un suivi à grande échelle sur toute une saison à un coût raisonnable. De plus, l'utilisation d'indices de Végétation classiques tel que le NDVI reste limité. Ce dernier ne se base que sur deux bandes spectrales (Rouge et NIR) et reflète surtout la vigueur de la végétation, qui n'est qu'un des paramètres influençant le statut hydrique de la vigne. Avidor⁶ propose également des cartes basées sur de l'imagerie thermique à partir de 1500€. A notre connaissance, aucune

4. http://www.helidrone.fr/prestations/viticulture_de_precision

5. <https://www.vineview.fr/produits/indice-hydrique/>

6. <http://avidorhightech.com/viticulture/drone/>

publications scientifique n'est disponible sur le développement de ces services et il y a peu ou pas d'informations sur leurs sites ni de retours clients mis en avant. D'autres approches existent également pour suivre le statut hydrique de la vigne de manière plus fine. Par exemple, un outil développé par la société ITK repose sur l'utilisation de capteurs connectés pour un pilotage précis de l'irrigation grâce à de nombreuses données d'entrée agro et pédo-climatique (Vintel) (Thebault et al., 2015). Il est cependant plus compliqué de spatialiser ce modèle à grande échelle et est plutôt réservé à une gestion intra-parcellaire de l'apport en eau.

Concernant la société TerraNIS, créée en 2014, elle est spécialisée dans l'utilisation de l'imagerie satellite pour l'agriculture, la viticulture et l'aménagement du territoire. Oenoview est le service historique pour la viticulture mise en place par Airbus Defense and Space et repris par TerraNIS à sa création. Il est distribué depuis le début en partenariat avec le groupe Institut Coopérative du Vin (ICV). Ce service a la particularité de bénéficier des compétences en analyse d'images de TerraNIS et des connaissances en viticulture oenologie de l'ICV pour apporter une expertise essentielle à l'utilisation des cartes de vigueur pour aider à l'allotement ou à la fertilisation par exemple. Pour évaluer la possibilité de mettre en place un nouveau service de suivi de l'état hydrique de la vigne, TerraNIS a choisi une approche scientifique classique, rigoureuse et ouverte, permettant à tout à chacun d'évaluer la pertinence et l'efficacité des outils sélectionnés. Les travaux de recherche menés dans le cadre de cette thèse servent de base au futur service proposé par la société.

Chapitre 3

Positionnement de la thèse

3.1 Problématique et objectifs

Cette étude vise à répondre à des enjeux scientifiques et techniques majeurs et suit deux axes méthodologiques complémentaires. Le premier axe concerne la compréhension globale de l'impact du statut hydrique sur la réponse spectrale de la vigne et l'identification des gammes de longueurs d'onde d'intérêt. A partir de cette connaissance, le deuxième axe se concentre sur le développement d'outils algorithmiques qui conduiront à la construction d'un Outil d'Aide à la Décision (OAD) pouvant être utilisé à grande échelle (sur de grands territoires comme une AOC par exemple), pendant toute la saison (de juin à septembre) à un coût raisonnable pour la filière.

Face aux enjeux auxquels doit faire face la viticulture en terme de gestion de la ressource en eau et compte tenu du potentiel des données de télédétection pour identifier et cartographier le statut hydrique, le travail développé dans le cadre de cette thèse cherchera à répondre à la question suivante :

Comment suivre le statut hydrique de la vigne à grande échelle, pendant toute la saison et à moindre coût à l'aide de données de télédétection ?

Pour répondre à cette question, cette thèse se concentre sur trois objectifs complémentaires :

- Identifier les domaines spectraux les plus discriminants vis à vis du statut hydrique de la vigne à l'aide de mesures hyperspectrales,
- Vérifier la potentialité des images multispectrales Sentinel-2,
- Valider le modèle développé sur plusieurs cas d'étude et développer un service opérationnel.

3.2 Méthodologie générale

La méthodologie générale mise en oeuvre pour ce projet est résumée dans la Figure 3.1. La partie II nous permet de répondre au premier objectif de la thèse, c'est-à-dire d'identifier les domaines spectraux les plus intéressants pour caractériser le statut hydrique de la vigne par télédétection optique visible-infrarouge. Pour cela, des mesures hyperspectrales ont été acquises sur différentes parcelles de vigne durant l'été 2019. Dans le même temps, des mesures de potentiel de tige ont été réalisées sur ces mêmes parcelles. L'analyse de ces données a ensuite été effectuée en testant des algorithmes de régression et de classification avec chaque longueur d'onde ou par domaine spectraux. Cela a permis d'identifier différents domaines spectraux comme potentiellement intéressants pour estimer le potentiel de tige de la vigne.

Une fois les domaines précédemment identifiés, on a pu vérifier leur présence dans le satellite Sentinel-2. La partie III se focalise donc sur le deuxième objectif : estimer le potentiel des images multispectrales issues de Sentinel-2. La première étape consiste à rechercher le modèle le plus prometteur pour estimer les potentiels de tige avec les données de ce Sentinel-2. Pour cela

une trentaine de parcelles ont été suivi durant les étés 2018, 2019 et 2020. La deuxième étape explore la potentialité d'autres satellites multispectraux en simulant leurs bandes spectrales et en regardant la précision de modèles pour la prédiction des valeurs de potentiel de tige.

La dernière partie (IV) répond au troisième objectif qui est de développer un service opérationnel au sein de l'entreprise. Pour cela, le modèle a été appliqué sur les parcelles de 5 domaines viticoles dont les informations sur les cépages, l'irrigation ou les relevés météo nous ont été fournis. Nous avons ensuite organisé des interviews avec les viticulteurs pour recueillir leurs impressions sur les données prédites par le modèle. Enfin, des séances de travail avec les équipes de l'entreprise ont été organisées pour pouvoir intégrer ce modèle à leurs services déjà commercialisés.

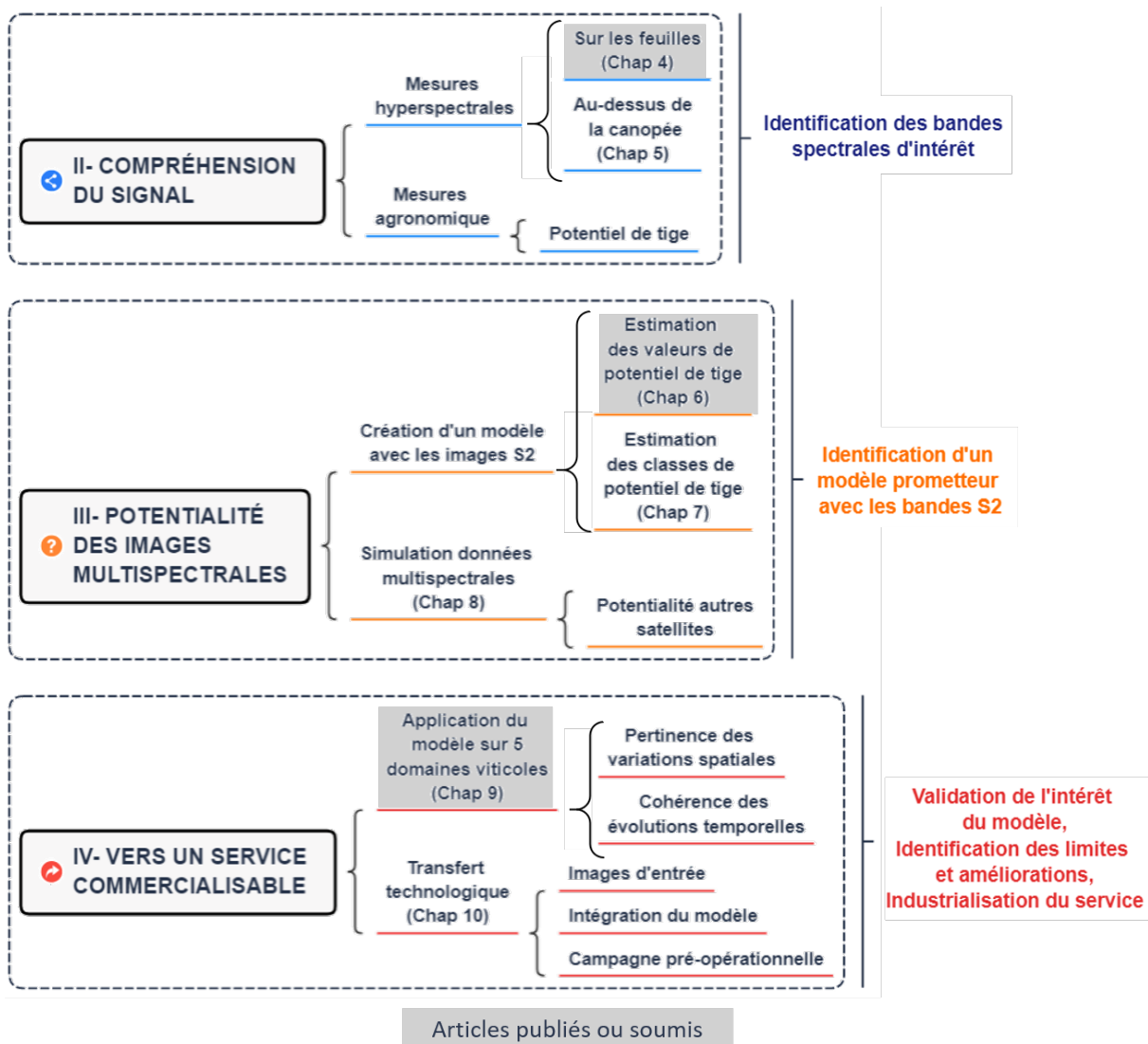


FIGURE 3.1 – Schéma de la méthodologie générale mise en oeuvre dans cette étude.

3.3 Organisation du manuscrit

Après cette première partie d'introduction générale (I), le manuscrit s'organise en 4 autres parties :

- La deuxième partie (II), consacrée à l'identification de domaines spectraux se divise en deux chapitres. Le premier (chapitre 4) reprend le premier article publié qui détaille le lien entre stress hydrique et signature hyperspectrale des feuilles de vigne. Le deuxième

chapitre (chapitre 5) étend ce travail avec des analyses complémentaires sur les mesures hyperspectrales réalisées sur la canopée.

- La troisième partie (III) portant sur la potentialité des images satellites est constituée de trois chapitres. Le premier (chapitre 6) est constitué du deuxième article publié portant sur la recherche d’un modèle pour estimer les valeurs de potentiel de tige avec S2. Le deuxième (chapitre 7) complète l’article avec des analyses supplémentaires pour tester des algorithmes de classification des données de potentiel de tige. Enfin, le dernier chapitre (chapitre 8) est consacré à l’évaluation du potentiel d’autres satellites multispectraux.
- La quatrième partie (IV) concerne la mise en place d’un service opérationnel et s’organise en deux chapitres. Le premier (chapitre 9) reprend le troisième article publié portant sur les cas d’étude utilisés pour évaluer le modèle, avec son résumé en français puis l’article en anglais. Le deuxième (chapitre 10) se concentre sur le transfert du modèle vers l’entreprise.
- La cinquième et dernière partie (V) se compose d’une synthèse récapitulant les réponses aux différents enjeux de la thèse avec leurs perspectives.

Ce manuscrit se structure en dix chapitres, dont trois sous forme d’article (Chapitres 4, 6 et 9). Les articles des Chapitres 4 et 6 ont déjà été acceptés, celui du Chapitre 9 est en cours de review. Ces articles sont présentés dans leur langue de publication, en anglais, et sont précédés de leur résumé en français.

3.4 Base de données terrain

Afin de pouvoir mettre en place un tel service, il était nécessaire de construire une base de données complète sur plusieurs parcelles de différents cépages tout au long de la saison. Le travail de thèse se base sur de nombreuses périodes de terrain tout au long des 3 ans qui seront utilisées pour chacun des objectifs scientifiques, mais en prenant en compte différentes conditions pour répondre spécifiquement à ces objectifs. Un résumé des spécificités pour chaque année de terrain est disponible dans la Table 3.1. Une trentaine de parcelles ont été suivies sur les 3 ans, les mesures terrains (agronomique et hyperspectrale) ont nécessité 4 à 5 personnes sur 3 à 7 semaines par an selon les années. Toutes les images S2 disponibles sur ces périodes et ces parcelles ont été utilisées. Compte tenu de la difficulté de mise en place, du temps nécessaire et de la disponibilité du spectrophotomètre hyperspectral, ces mesures n’ont pu être réalisées qu’en 2019. De nombreux échanges ont eu lieu avant, pendant et après chaque phase de terrain durant les 3 années du projet pour (1) définir les protocoles terrain et débriefer à la fin des campagnes de terrain, (2) coordonner les différents acteurs (stagiaires, techniciens, viticulteurs...) et (3) faire des retours des avancées du projet et des réflexions sur le futur service. Le diagramme de Gantt du projet est disponible dans l’annexe A.1.

TABLE 3.1 – Résumé des périodes de terrain

Année	Nb de personne	Nb de parcelles	Nb de semaines de terrain	Données spectrales	Mesure agro
2018	4	11	3	Images S2	Potentiel de tige
2019	5	5	6	Images S2 + Données hyper	Potentiel de tige
2020	4	13	7	Images S2	Potentiel de tige

Deuxième partie

Identification des domaines spectraux les plus discriminants pour la caractérisation du statut hydrique de la vigne à partir de données hyperspectrales

Introduction de la partie II

Le but de cette partie est de répondre au premier objectif de la thèse, c'est-à-dire de déterminer quels sont les domaines spectraux affectés par les changements de statut hydrique de la vigne. En effet il est nécessaire de savoir comment le contenu en eau de la vigne impacte la signature spectrale des feuilles afin de pouvoir identifier les potentielles bandes d'intérêt des capteurs embarqués sur satellites.

Pour cela, ce travail va reposer sur des mesures hyperspectrales parfaitement adaptées car elles permettent de mesurer la réponse spectrale de la végétation dans toutes les longueurs d'onde du visible au SWIR en passant par le Red-Edge et le NIR. Dans une première phase, une analyse globale de la réponse spectrale de la vigne en fonction de son état hydrique va être faite. Afin de passer d'une dimension hyperspectrale à une dimension multispectrale, plusieurs mesures ont été effectuées à la fois à l'échelle de la feuille et à celle de la canopée.

Le premier chapitre de cette partie est constitué du premier article publié dans *Remote Sensing*. Cet article se concentre sur le lien entre les valeurs de potentiel de tige et la réflectance hyperspectrale des feuilles car c'est la première étape pour comprendre comment la réponse spectrale de la vigne évolue en fonction du statut hydrique. Les principaux objectifs sont donc (1) de déterminer quels sont les domaines spectraux les plus liés à l'état hydrique de la vigne et (2) de définir quels indices de végétation seraient les meilleurs pour suivre avec précision cet état. Pour atteindre ces objectifs, quatre vignobles méditerranéens ont été suivis pendant l'été 2019. Cette étude repose sur la combinaison de deux mesures terrain différentes : la réflectance hyperspectrale des feuilles à l'aide d'un spectroradiomètre dans les longueurs d'onde visibles (VIS) à SWIR (de 350 à 2500 nm) et l'état hydrique mesuré par le potentiel hydrique de tige. L'approche méthodologique choisie repose sur l'analyse des réflectances des feuilles en se basant sur l'ensemble des longueurs d'onde mesurées ou sur les données moyennées par domaines spectraux. Les résultats mettent en évidence les domaines spectraux et les indices de végétation les plus pertinents pour la caractérisation et la surveillance de l'état hydrique de la vigne.

Le deuxième chapitre est dédié aux analyses complémentaires qui ont été réalisées sur les mesures de canopée. L'objectif ici est de vérifier que les résultats obtenus sur les feuilles (spectres purs, équivalent à de la très haute résolution spatiale) restent bien valables avec un signal mixte (feuilles, sol, ombre), plus représentatif de la mesure obtenue pour une résolution spatiale intermédiaire. Ces résultats permettront de valider la méthodologie suivie pour à une résolution spatiale plus faible, telle que celle des images satellites

Chapitre 4

**Comprendre la signature
hyperspectrale de la vigne sous
différentes modalités d'irrigation : un
premier pas vers le suivi du statut
hydrique de la vigne**

Résumé en français

Le principal défi rencontré par les vignerons méditerranéens est la gestion de l'eau. En effet, avec le changement climatique, les épisodes de sécheresse deviennent chaque année plus intenses, tirant le rendement vers le bas. De plus, la qualité des vignobles est affectée et le taux d'alcool augmente. Les données de télédétection sont une solution potentielle pour quantifier l'état hydrique des vignobles. Cependant, il reste nécessaire de définir quelles sont les résolutions spectrales, spatiales et temporelles les plus adaptées. Cette étude vise à utiliser des mesures hyperspectrales pour déterminer la résolution spectrale plus adaptée à la mesure de l'état hydrique. L'objectif final est de déterminer si un suivi de l'état hydrique de la vigne est possible à partir des données des capteurs multispectraux embarqués sur satellites tels que Sentinel-2. Quatre parcelles de vigne méditerranéennes avec trois cépages et différents systèmes de gestion de l'état hydrique sont considérées pour l'analyse. Les résultats permettent d'identifier les domaines les plus significatifs pour l'état hydrique de la vigne (NIR, SWIR et Red-Edge) et les meilleurs indices de végétation qui combinent ces domaines. Ces résultats offrent des perspectives prometteuses pour le suivi de l'état hydrique de la vigne.

Article 1 : Understanding vine hyperspectral signature through different irrigation plans : a first step to monitor vineyard water status

Published in the Special Issue of *Remote Sensing* : Remote Sensing for Crop Water Stress Detection and Irrigation Management. 2021 ; 13(3) :536. DOI: 10.3390/rs13030536

Eve Laroche-Pinel^{1,2,3}, Mohanad Albughdadi¹, Sylvie Duthoit¹, Veronique Cheret^{2,3}, Jacques Rousseau⁴ and Harold Clenet^{2,3}

¹ TerraNIS, 12 Avenue de l'Europe, F-31520 Ramonville Saint-Agne, France

² Ecole d'Ingénieurs de Purpan, 75 voie du TOEC, F-31076 Toulouse, France

³ UMR 1201 DYNAFOR, INRAE-Université de Toulouse, 24 chemin de Borderouge F-31326 Castanet Tolosan Cedex, France

⁴ Groupe - Institut Coopératif du vin, La Jasse de Maurin, F-34970 Montpellier, France

Abstract : The main challenge encountered by Mediterranean winegrowers is water management. Indeed, with climate change, drought events are becoming more intense each year, dragging the yield down. Moreover, the quality of the vineyards is affected and the level of alcohol increases. Remote sensing data are a potential solution to measure water status in vineyards. However, important questions are still open such as which spectral, spatial, and temporal scales are adapted to achieve the latter. This study aims at using hyperspectral measurements to investigate the spectral scale adapted to measure their water status. The final objective is to find out whether it would be possible to monitor the vine water status with the spectral bands available in multispectral satellites such as Sentinel-2. Four Mediterranean vine plots with three grape varieties and different water status management systems are considered for the analysis. Results show the main significant domains related to vine water status (Short Wave Infrared, Near Infrared, and Red-Edge) and the best vegetation indices that combine these domains. These results give some promising perspectives to monitor vine water status.

Keyword : vineyard ; water status ; hyperspectral measurements ; stem water potential

4.1 Introduction

A moderate hydric deficit is essential to ensure vigor of vineyards and to get both high yield and quality of vineyards (Van Leeuwen et al., 2003; Potopová et al., 2020). This is needed to restrict vegetative development and foster the growth of berries, especially between the fruit set and veraison (Ojeda & Saurin, 2014). From veraison to harvest, the optimal water status depends on the desired type of wine. Without water restriction, the produced red wine will be herbaceous, diluted, and acidic, whereas a severe deficit will result in red wines that are excessively tannic, hard, astringent, and alcoholic (Ojeda & Saurin, 2014).

Several adaptation strategies have recently been developed to deal with this water constraint issue. Long- and short-term approaches were explored and different scenarios have been considered, such as relocating some vineyards to a more adequate climate, developing resistant varieties (Bernardo et al., 2018), improving soil or cover crop management (Monteiro & Lopes, 2007; Catania et al., 2018; Costa et al., 2015) and preharvesting. However, all these farming practices have different effects according to—among other factors—the terroir, the way they are implemented, or the vine’s technological stage. Some other solutions involve compensating for the lack of water, improving its retention or use, and reducing the impact of water stress on the quality of the grapes. Moreover, climate change in the south of Europe has led to an increase in temperatures and a decrease in rainfall during summer (Quenol et al., 2017). This evolution has led to an increase of water constraint for grapevines. Therefore, a fast and accurate identification of fields and regions suffering from water stress is important to set up efficient countermeasures (Costa et al., 2015). Such information could be a critical asset in terms of water management, for example, when restrictions are applied to prioritize areas of greatest need. It could also be useful in the context of plot selection, when preparing allotments and choosing plots that should be harvested together (Brillante et al., 2017; Ramos et al., 2020). In Europe, less than 30% of the wine-growing areas are presently irrigated as opposed to more than 80% in the New World (Argentina, Australia, Chile, New Zealand, etc.). However, this proportion is constantly increasing over the years and after further heat wave episodes (Tomás et al., 2014). At the same time, in order to preserve the most important but also the most vulnerable resource that is water, restrictions are set up to control and limit water use. In addition, to preserve the specific characteristics of some French Appellation d’Origine Contrôlée (AOC) wines, irrigation approvals are granted exclusively at particular times and with respect to important water stress.

Whether it is to control quality and quantity or to limit the impact of droughts, it is therefore necessary to quantify water stress levels in vineyards. To achieve this, measurements are usually made in the field (Williams, 2017; Saurin et al., 2014). A common technique involves measuring the stem water potential (Choné et al., 2001; Acevedo-Opazo et al., 2009; Williams, 2017; Romero-Trigueros et al., 2019; Saurin et al., 2014), which provides a better indication of the impact of soil water content on grapevine water status than leaf water potential (when leaves are fully exposed to sunlight) (Choné et al., 2001). Other measurements can be done using stomatal conductance or a sap flow sensor (Williams, 2017; Saurin et al., 2014). In any cases, measurement of water potentials is always time consuming because of the high number of measurements required to get intra- and interplot variability (Saurin et al., 2014).

In this context, there is a particular need for new techniques that allow us to accurately and efficiently map the vines’ water status. Among them, optical remote sensing seems of particular interest because satellite sensors are available and already widely used in agriculture. Multispectral images are now easily accessible in the context of the Copernicus missions, thanks to the Sentinel-2 satellites (Transon et al., 2018; Weiss et al., 2020). Free access to the data set, combined with its spectral (12 bands in the visible (VIS) to Short-Wave Infrared (SWIR) regions), temporal (5 days revisit time with both satellites A and B), and spatial resolution (10 m to 20 m) makes it a powerful and versatile tool. Several recent studies have demonstrated the relevance of Sentinel-2 images to detect irrigated crops (Ferrant et al., 2017) or estimate cotton water consumption (Rozenstein et al., 2018), for example. Some studies focused on the monitoring of vineyards (Devaux et al., 2019; Di Gennaro et al., 2019), the impact of heatwaves on irrigated vineyard (Cogato et al., 2019) or their water status (Cohen et al., 2019). This last recent study shows interesting correlations between stem water potential and Sentinel-2 images. However, only 6 vegetation indices (VIs) were tested and none of them included red-edge bands, for example. It is the only study, to our knowledge, to have tested the link between stem water potential (SWP) and Sentinel-2 images with a large number of commercial vineyards throughout the season.

Overall, knowledge needs to be extended to other conditions/varieties/territories to serve as

a basis to set-up a robust and efficient tool to monitor vine water status. Moreover, we think that it is necessary to evaluate if the spectral bands available in the satellites are really efficient for identifying vineyard water status.

In order to do that, hyperspectral data are of particular interest. They can improve our understanding of how plants' sanitary status affects the whole range of spectral signatures and allows us to highlight the most sensitive and reliable wavelengths or spectral domains. Some previous studies focused on the whole spectrum to predict leaf water content in maize (Gao et al., 2019) or grapevine (Rapaport et al., 2015; Loggenberg et al., 2018; Zovko et al., 2019). Most of them relied on vegetation indices (i.e., a mathematical combination of the reflectance at two or more wavelengths) for maize (Zhang & Zhou, 2019), trees (Imanishi et al., 2007), wheat (Ranjan et al., 2017), millet (Surase et al., 2019), sorghum (Surase et al., 2019), cowpea (Seelig et al., 2009), bean (Seelig et al., 2009), sugar beet (Seelig et al., 2009), and grapevine (Rodríguez-Pérez et al., 2007; Pôças et al., 2015). Recent works using hyperspectral measurements focused on finding the best wavelengths or the best combination of wavelengths related to water status (Rodríguez-Pérez et al., 2007; Seelig et al., 2008; Pôças et al., 2015; Rapaport et al., 2015; Loggenberg et al., 2018; Zovko et al., 2019). These studies often highlight wavelengths from SWIR, which is as expected since it is the location of the water absorption bands. According to this literature, the most promising vegetation indices (VI) are either directly related to water content or indirectly related through their impact on nutrient status or on cell composition, for example. These studies were carried out on a single plot in a field or in experimental green houses.

As hyperspectral sensors are still hard to deploy at a broad scale or for a potential operational service (sensor, processing, and storage costs), we believe that the acquired knowledge could, in turn, be used to process multispectral images more efficiently, targeting the bands that best fit with the most pertinent spectral domains.

This study is part of a global project to monitor the water status of vines by remote sensing. It is the first phase that should enable us to validate our global understanding of the spectral response of the vine to different water statuses. In order to switch from hyperspectral to multispectral scale, several measurements were made from the leaf to the canopy. Indeed, the transition between hyper- and multispectral is not so obvious since there are many issues such as the spatial and spectral resolution of multispectral sensors. This paper focuses on the link between SWP values and hyperspectral reflectance of the leaf as it is the first step to understand the vines' spectral answer under different water statuses.

In this paper, we use hyperspectral data to extend and potentially validate knowledge over several vine plots with three varieties of grapes and over a more pertinent set of data (different stages of development, from pea-size to ripening, and with different irrigation schemes). The main goals are (1) to find out which spectral domains best explain the water status in vines and (2) to define which vegetation index would be the best to accurately monitor water status in vineyards. These results are a first step towards a more global and challenging objective, which is to target the most relevant bands in multispectral sensors, and could allow for the set-up of an operational and efficient tool to monitor vine water status.

To achieve these objectives, four typical Mediterranean vineyards were monitored during summer 2019. This study relies on the combination of two different field measurements : hyperspectral leaves reflectance using an ASD FieldSpec 4 Hi-Res NG Spectroradiometer in visible (VIS) to SWIR wavelengths (from 350 to 2500 nm) and water status measured through stem water potential. The methodological approach explores both the reflectance of leaves using raw wavelengths and data averaged by spectral domains. These features are therefore used to search for correlations with stem water potential (SWP), which is an indicator of the plant water status. The results highlight the best spectral domains related to vine water status and the best vegetation indices for vine water status monitoring.

4.2 Material

4.2.1 Study sites

The study was conducted over four vineyard plots located in the Occitanie region (Hérault department) in the south of France (Figure 4.1). Plot A is located in La Livinière in the Minervois AOC area near Carcassonne ($43^{\circ}17'49.94''N$, $2^{\circ}37'05.82''E$); plot B is located in Saint-Thibéry near Béziers and belongs to Protected Geographical Indication (PGI) Côtes de Thongues ($43^{\circ}22'36.82''N$, $3^{\circ}23'25.98''E$); plots C1 and C2 are located within the Chapitre winery in Villeneuve-Lès-Maguelone near Montpellier (C1 $43^{\circ}31'56.16''N$, $3^{\circ}52'03.85''E$ and C2 $43^{\circ}32'50.75''N$, $3^{\circ}50'29.43''E$). All the plots are managed in single Guyot and ungrassed. The inter-row distance is approximately 2 m and the intervine plant distance is approximately 1 m. Additional details for each plot are provided in Table 4.1. Plot A benefits from a degraded Mediterranean climate with rainfall well distributed throughout the year while plots B and C benefit from a typically Mediterranean climate with a very significant amount of sunshine and relatively mild temperatures.

The vine variety planted in plots A and C2 is Syrah. This variety is cultivated all over the world whatever the climate (France, Australia, South Africa, USA, etc.). Syrah has an anisohydric behavior (i.e., it keeps its stomata open even in the case of water constraint), which is favorable to photosynthesis in dry soil conditions but can be problematic in the case of severe drought (Simonneau et al., 2014; Charrier et al., 2018). The Plot B variety is Chardonnay, which has the same anisohydric behavior. On the other hand, the variety of plot C1 is Grenache, which has an isohydric behavior that is well adapted to the Mediterranean climate (i.e., its stomata close as soon as the water content of the soil decreases) (Simonneau et al., 2014; Charrier et al., 2018). Vines could have evolving behaviors fluctuating between the iso and anisohydric genotype, depending on their development stage and climatic and soil conditions (Sade et al., 2012).

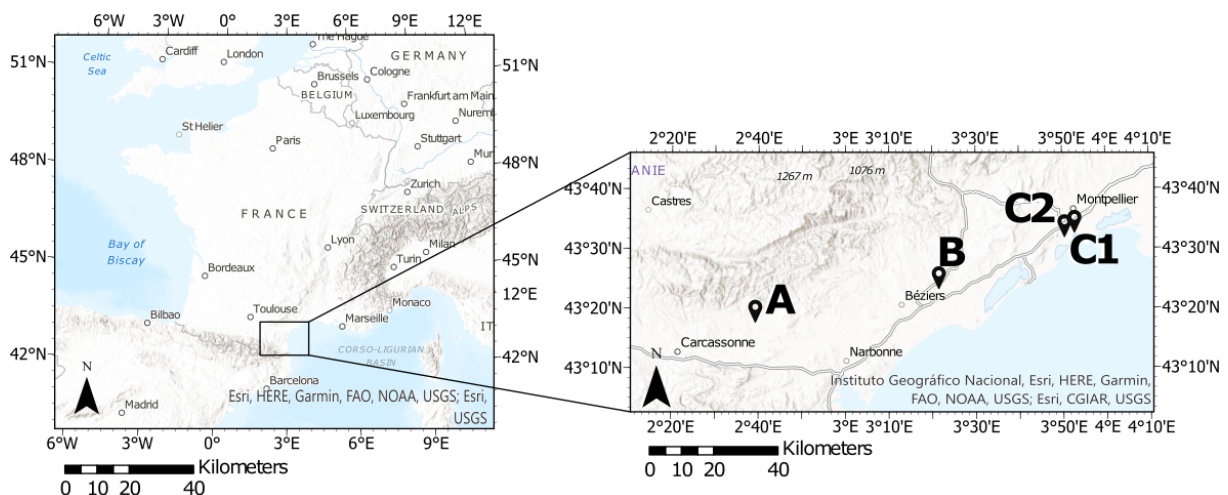


FIGURE 4.1 – Location of the four vine plots selected for the study in the Occitanie region, France.

For each plot, A and B, three different irrigation schemes were monitored in order to have a wide range of SWP values in the same plot at the same time (Table 4.1). C1 and C2 were chosen as non irrigated plots and were used for the last two weeks to complete measurements on red varieties in addition to plot A (details are given further).

TABLE 4.1 – Characteristics summary of the four vineyard plots

Plot	Variety	Color	Soil	Typical behaviour	Irrigation conditions
A	Syrah	Red	Shallow calcareous-silty	Anisohydric	Control (no irrigation), W1 (low irrigation), W2 (high irrigation)
B	Chardonnay	White	Deep sandy-loamy	Anisohydric	Control (no irrigation), W1 (low irrigation), W2 (high irrigation)
C1	Grenache	Red	Clay-loamy	Isohydric	No irrigation
C2	Syrah	Red	Silty-clay	Anisohydric	No irrigation

4.2.2 Experimental design

Irrigated test plots (A and B)

The first experiment on plot A was set up especially for this study while the second on plot B was initially set up to determine the impact of water status on wine composition and has been there since 2017. For both plots, drip irrigation systems were used and three distinct areas were irrigated in three different ways : the first area was not irrigated (control) in order to stress the vine as much as possible, the second one was irrigated just enough to maintain a proper grape quality according to winegrowers (W1), and the third was highly irrigated to maximize the yield (W2) (Figure 4.2, Table 4.2). For each irrigation scheme, several subplots were defined for field measurements according to the Sentinel-2 pixels grid. A subplot usually corresponds to a square of four pixels with a ground spatial resolution of 10 m, except for the control area within plot B whose size is too small.

Irrigation was managed according to the expected type of wine and the vine development stage, and was monitored for the two test plots (Table 4.2). Unfortunately, the irrigation system installed in plot A broke down during the summer and some data related to the amount of water supplied could not be recovered.

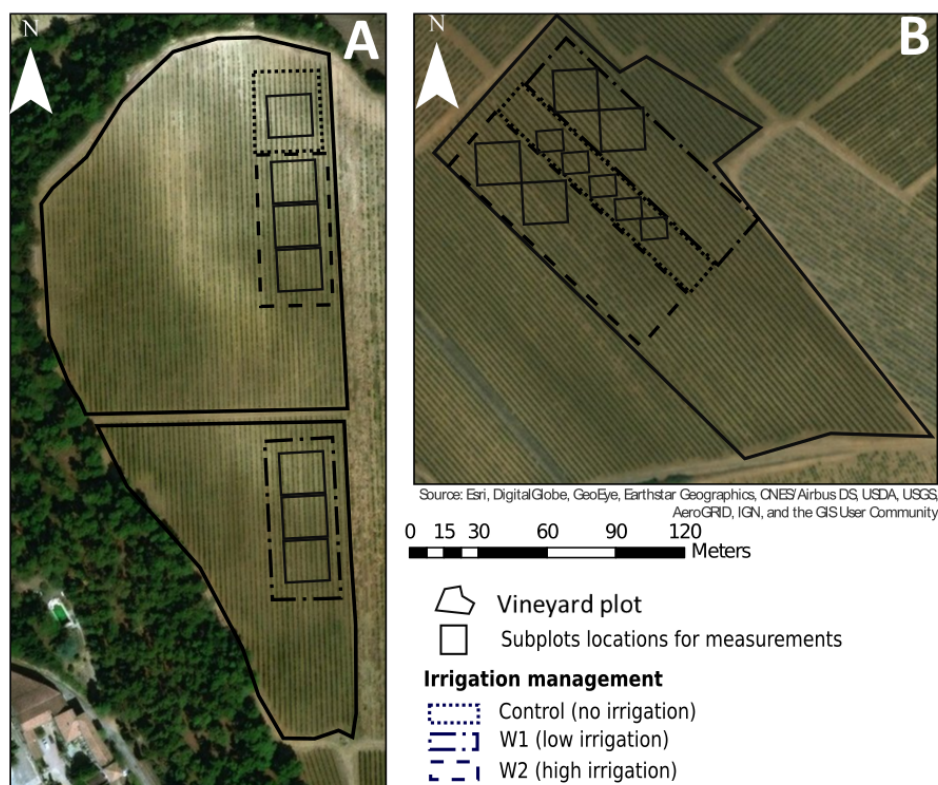


FIGURE 4.2 – Illustration of irrigated test fields with the three irrigation areas and the subplots locations for measurements.

TABLE 4.2 – Amount of water distributed for each tests plots (in millimeter). ND refers to no data. (W1 : low irrigation, W2 : high irrigation)

	Plot A			Plot B		
	Control	W1	W2	Control	W1	W2
June	0	ND	14	0	15	25
July	0	ND	30	0	37	67
August	0	ND	ND	0	25	33
Total	0	ND	>44	0	77	125

Nonirrigated plots (C1 and C2)

For each plot, a grid with Sentinel-2 pixels was created and six subplots (four pixels of 10 m) were chosen to carry out measurements with the objective to be in areas that are homogeneous in terms of vigor (Figure 4.3).

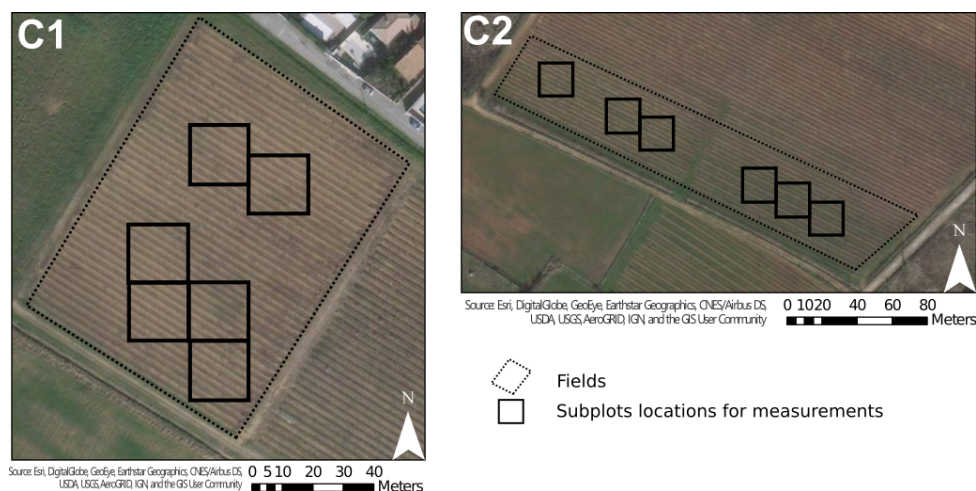


FIGURE 4.3 – Location of measurements’ subplots in each non-irrigated fields.

4.2.3 Field measurements

Two measurements were carried out simultaneously during this experiment : (1) the SWP was used to get the water status of vines, (2) the leaves’ reflectances were obtained with a field spectrometer. Details on acquisition protocols will be given in Sections 4.2.3 and 4.2.3, respectively. For each 20×20 m subplot, both measurements were completed on 10 vines chosen over three rows (Figure 4.4). Additionally, a Geo 7x GNSS(Trimble Geospatial Company, California, United States) receiver with accuracy ranging from 0.02 to 0.5 m was used to precisely locate the vines and subplots in the field.

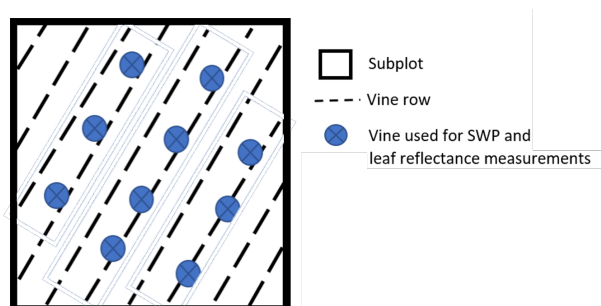


FIGURE 4.4 – 20×20 m subplot with the locations of each targeted vine.

Measurements were carried out every two weeks starting from the middle of July 2019 up to the end of August 2019. This allowed to cover the vine growth from veraison to harvest. Rainy days were avoided as much as possible for field measurements.

Rainfall and temperatures have been monitored for the whole period using data from the Meteo-France¹’s stations that were located the closest to the study sites. From Figure 4.5 one can see that plot A received a little more rains than the other plots and the temperatures measured at this site were a little lower than at the others (up to 5 degrees lower during the second week).

1. French national meteorological service

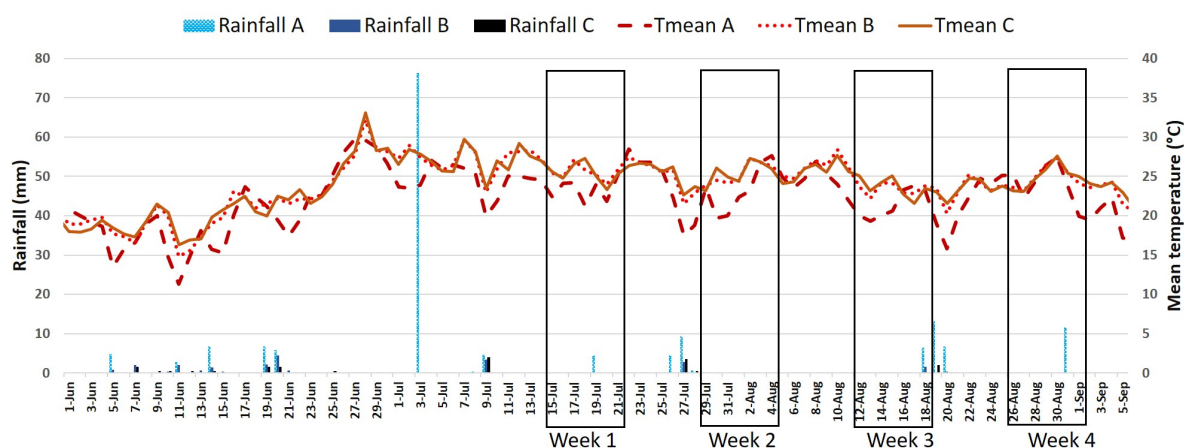


FIGURE 4.5 – Diagram showing rainfalls and temperatures for the 3 locations in relation with measurements periods (week 1 to 4). Tmean refers to the mean temperature for each plot.

Table 4.3 summarizes the measurements that have actually been carried out. Some leaf reflectance measurements could not be carried out because of the climatic conditions. Regarding Plot A, SWPs were missing on the fourth week due to time shortage and a lack of availability of partner operators. Fortunately, measurements could be made on plots C1 and C2 to complete the data set for red varieties. The number of reflectance measurements differs between days according to climatic conditions and, thus, time slots to acquire data.

TABLE 4.3 – Number of SWP and reflectance measurements acquired for each week and plot

Plots	Week1 15–21 Jul	Week 2 29 Jul–4 Aug	Week 3 12–18 Aug	Week 4 26 Aug–1 Sep
A	70 SWP 174 leaf reflectance	70 SWP 160 leaf reflectance	70 SWP 120 leaf reflectance	120 leaf reflectance
B	55 SWP 165 leaf reflectance	55 SWP 208 leaf reflectance	55 SWP 220 leaf reflectance	55 SWP 165 leaf reflectance
C1	60 SWP	60 SWP	60 SWP 108 leaf reflectance	60 SWP
C2	60 SWP	60 SWP	60 SWP	60 SWP 127 leaf reflectance

Water status and SWP dataset

— SWP data acquisition

The water status of each vine in the different subplots was assessed by measuring the SWP using a Scholander pressure chamber, following the method described in (Williams, 2017; Munitz et al., 2019). One SWP measurement was taken per vine due to the time needed for all the vines. The leaves were bagged with an insulating layer in the morning (between 09 :00 and 11 :00). This leads to the closing of stomata and then to the balance of the sap between plant and leaf. In the early afternoon (between 14 :00 and 16 :00), leaves were removed with their stem and quickly set up in the pressure chamber. This step has to be done one leaf at a time, as balance is broken as soon as the leaf is taken out. The actual measurement was then made by cutting the tip of the stem and recording the pressure required to squeeze the first drop of sap out of the stem.

According to this method, the higher the pressure, the more severe the water constraint. It is usually accepted that the potential of free water with maximum availability is set to 0. The value is converted from the positive pressure in bar applied to the petiole to extract the sap to the negative pressure in MegaPascal (MPa) present within the petiole. The value will decrease as the transpiration is high and the soil is dry (Simonneau et al., 2014) and, in case of drought, it reaches very low values.

The relationship between measured pressure and actual water stress is not straightforward as it depends on both the development stage of the vine and the expected type of wine. Optimal SWP as a function of those last two parameters have been defined empirically (Ojeda & Saurin, 2014) and three typical profiles are reported in Figure 4.6. Regarding white wines, the aim is usually to have fruity aromas and a light wine, therefore, the plant should not be overstressed to prevent berries from becoming too concentrated in sugar. On the other hand, when considering full-bodied red wines produced for aging, a greater stress is required so the plant produces more powerful and more concentrated aromatic compounds in the berries.

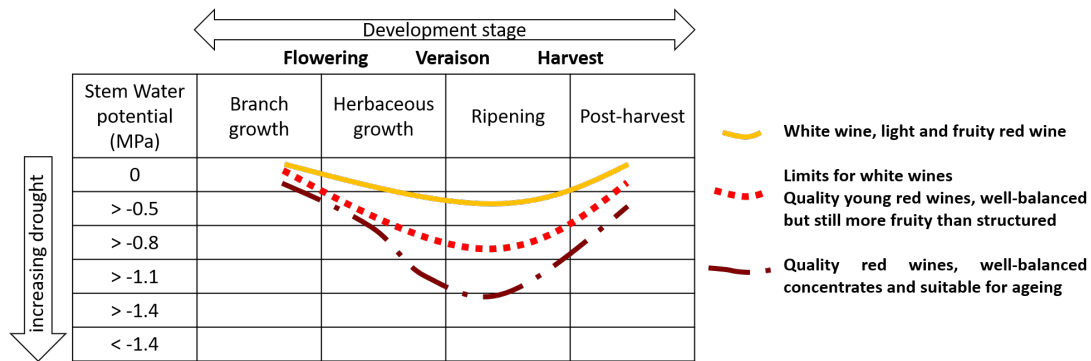


FIGURE 4.6 – Optimal SWP pathways to produce three distinct wines (adapted from (Ojeda & Saurin, 2014))

— SWP dataset description

Table 4.4 synthesizes SWP values acquired for all plots, to the extent of data with both SWP and leaves reflectance measured on the same day. The SWP values range from -1.64 MPa to -0.51 MPa, which covers almost the whole range expected from Figure 4.6.

TABLE 4.4 – Synthesis of Stem Water Potential values for each plot. (n : number of samples, MPa : Mega Pascal, STD : Standard deviation)

Data and variety		n	SWP (MPa)			
			Mean	Max	Min	STD
All		118	-0.99	-0.51	-1.64	0.33
Plot B	Chardonnay (white)	59	-0.75	-0.51	-1.32	0.20
Plots A and C	(red)	59	-1.23	-0.72	-1.64	0.25
Plot A	Syrah	36	-1.12	-0.72	-1.64	0.25
Plot C1	Grenache	11	-1.30	-1.17	-1.50	0.08
Plot C2	Syrah	12	-1.49	-1.32	-1.62	0.09

Figure 4.7 provides the temporal evolution of SWP with respect to the three optimal pathways presented in Figure 4.6. SWP values for plot B are almost totally included between the first two curves (i.e., plain yellow line and dashed red line, respectively), which means irrigation was well controlled to produce a white, light wine (Figure 4.6) and fits with the data gathered on the amount of distributed water (Table 4.2). Regarding plot A, SWP values are included between the two lower curves (i.e., dashed red line and dash and dotted brown line), except for the second

week, possibly in relation to the breakdown of the irrigation system mentioned in Table 4.2, which led to an overflow of water in the plot. SWP for plot C2 ended up below the lower curve (i.e., dashed and dotted brown line), reflecting the important water stress that occurred during the last week in accordance with the lack of an irrigation system for red varieties.

The data of plots A and C were then analyzed together, as they reflect the typical behavior of red varieties of plots without a suitable irrigation system to ensure correct water status during the fourth week.

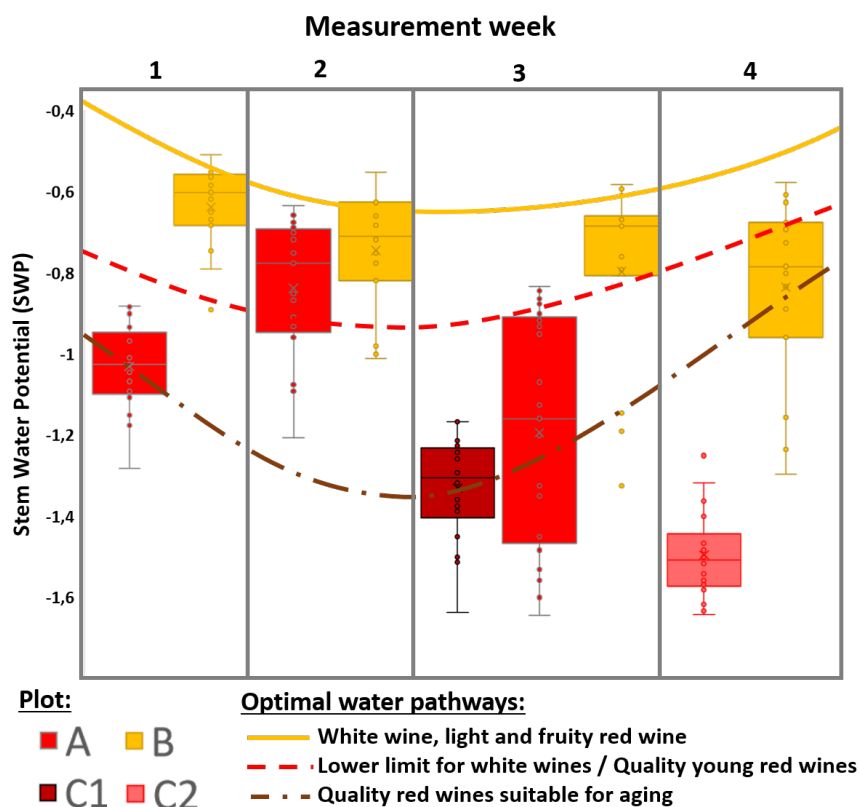


FIGURE 4.7 – SWP variability for each week by plot according to optimal water courses (from Figure 4.6) .

VNIR/SWIR reflectance spectra

Reflectance spectra were acquired using an ASD FieldSpec 4 Hi-Res NG Spectroradiometer (Malvern Panalytical Ltd.; Malver, United Kingdom) that covers the visible–near-infrared and short-wave infrared spectral range (350–2500 nm) with a spectral resolution of 3 to 6 nm (2151 channels). Leaves’ measurements were carried out using both the ASD’s leaf clip (version 2) and the ASD contact probe (spot size of 12 mm), providing controlled illumination and observation conditions throughout the field campaign.

Spectral measurements were carried out during the same days of SWP measurements, between 10 :00 and 14 :00, on leaves selected on the same vine stocks. The acquisition and preprocessing protocol is divided into four phases :

- The spectrometer was calibrated using a white reference (Spectralon panel) and a dark current correction was applied. Such calibration is performed every 15 to 30 min to take into account temperature changes over the day.
- Three to five raw spectra were acquired on each vine stock, on healthy, young, and mature leaves located preferentially at the top of foliage (i.e., the ones that could be more easily observed from unmanned aerial vehicles (UAVs) or satellites). The measurements were

acquired during the whole summer by only two people, alternately and during the day, to minimize operator variability in selection of leaves. Each spectrum is an average of 30 repeated scans. GPS coordinates were also automatically associated to each spectra during the acquisition process.

- Each raw spectrum was ultimately converted to reflectance and exported into an ASCII file using the manufacturer’s ViewSpec Pro software.
- The last step of preprocessing consisted of checking all spectra to remove outliers according to their reflectance values especially the ones that had a low reflectance level due to measurement error. Spectra were then averaged by row subplot. Samples without SWP measurements for the considered date were also removed from the database (e.g., data for plot A and week 4, as mentioned in Table 4.3).

The final steps of preprocessing are synthesized in Figure 4.8. The final database comprises 118 spectra that will be used in our study.

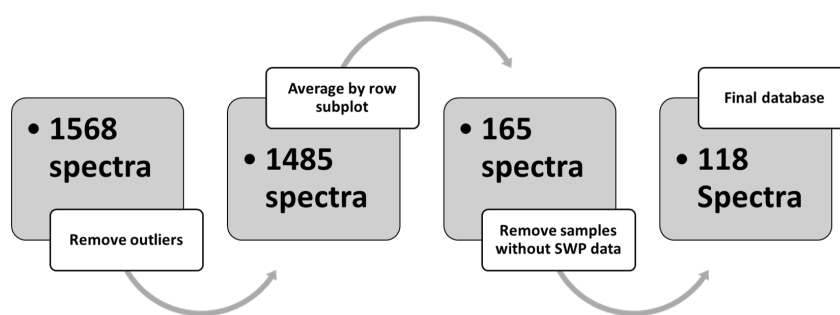
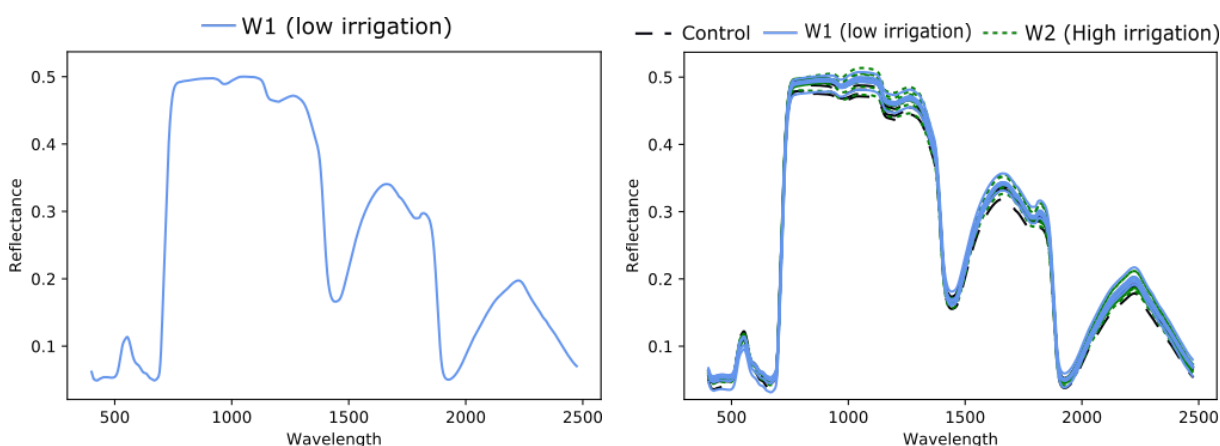


FIGURE 4.8 – Preprocessing steps, from raw spectra to the database actually used in our study. Outliers were removed according to their reflectance values, especially the ones that had a low reflectance level due to measurement errors.

Figure 4.9 below shows an example of leaves’ spectra acquired on August 23rd in plot B. Figure 4.9a presents the spectra of a row subplot with W1 irrigation management. Figure 4.9b gives all the spectra for each row subplot of the three irrigation areas.



((a)) Example of one spectra of a row subplot for W1 irrigation ((b)) All spectra for each row subplot of the three irrigation areas

FIGURE 4.9 – Leaves’ spectra acquired on the 08/23/2019 in plot B (SWP mean value for this date : control = -1.2MPa , W1= -0.80MPa , W2= -0.65MPa).

4.3 Methods

From the database presented in Section 4.2.3, one cannot find any obvious difference in spectra, as their main variations in reflectance are related to the global shapes of major vegetation absorption (e.g., (Hodáňová, 1985; Vane & Goetz, 1988)) and not to differences in SWP/water stress (e.g., Figure 4.9). Among the many existing remote sensing processing techniques (e.g., (Camps-Valls et al., 2011; Verrelst et al., 2015)), we chose to focus on highlighting the most significant domains related to vine water status. Indeed, the final goal is to verify whether it would be possible to use multispectral data to monitor vine water status; meaning checking which domains and, therefore, which spectral bands are needed.

The methodology implemented in this study is summarized in Figure 4.10. Details of data acquisition are described in the previous section. Each statistical analysis and interpretation is carried out for either (i) all the data at the same time ($n = 118$), (ii) by grouping plots A and C ($n = 59$), or (iii) taking only plot B ($n = 59$). This allows us to maintain continuity in the measurements and a consistent range of stem potential values for each week and each water pathway (Figure 4.7). The first step of processing consisted of extracting features from leaves' measurements from both (1) the raw spectra (Section 4.3.1) and (2) spectra that were averaged by wavelength domains (Section 4.3.1). The features retrieved were (a) the reflectance values for each independent wavelength or the average reflectance value for each wavelength domain and (b) the mathematical combination of reflectances at several wavelengths or for several domains.

The second step corresponds to a statistical analysis. Two methods were tested, (1) linear regression (Section 4.3.2) and (2) ExtraTree regressor, and their features' importance (Section 4.3.2), which allows us to highlight relations between features and SWP.

We also chose to evaluate the performance of a classification algorithm. Among this family of algorithms, Support Vector Machines (SVM) are the standard. The SVM implementation in the Sklearn Python package (Pedregosa et al., 2011) was used. Here, three classes adapted from (Ojeda & Saurin, 2014) were considered depending on the variability of the data set : (1) no water constraint $SWP > -0.7$ MPa, (2) low water constraint -0.7 MPa $> SWP > -1.1$ MPa, and (3) high water constraint $SWP < -1.1$ MPa. This leads to limitations on the applicability of such an approach, as the class depends on the variety and should evolve along the season. Consequently, the results will not be described but will be discussed in Section 4.5.5.

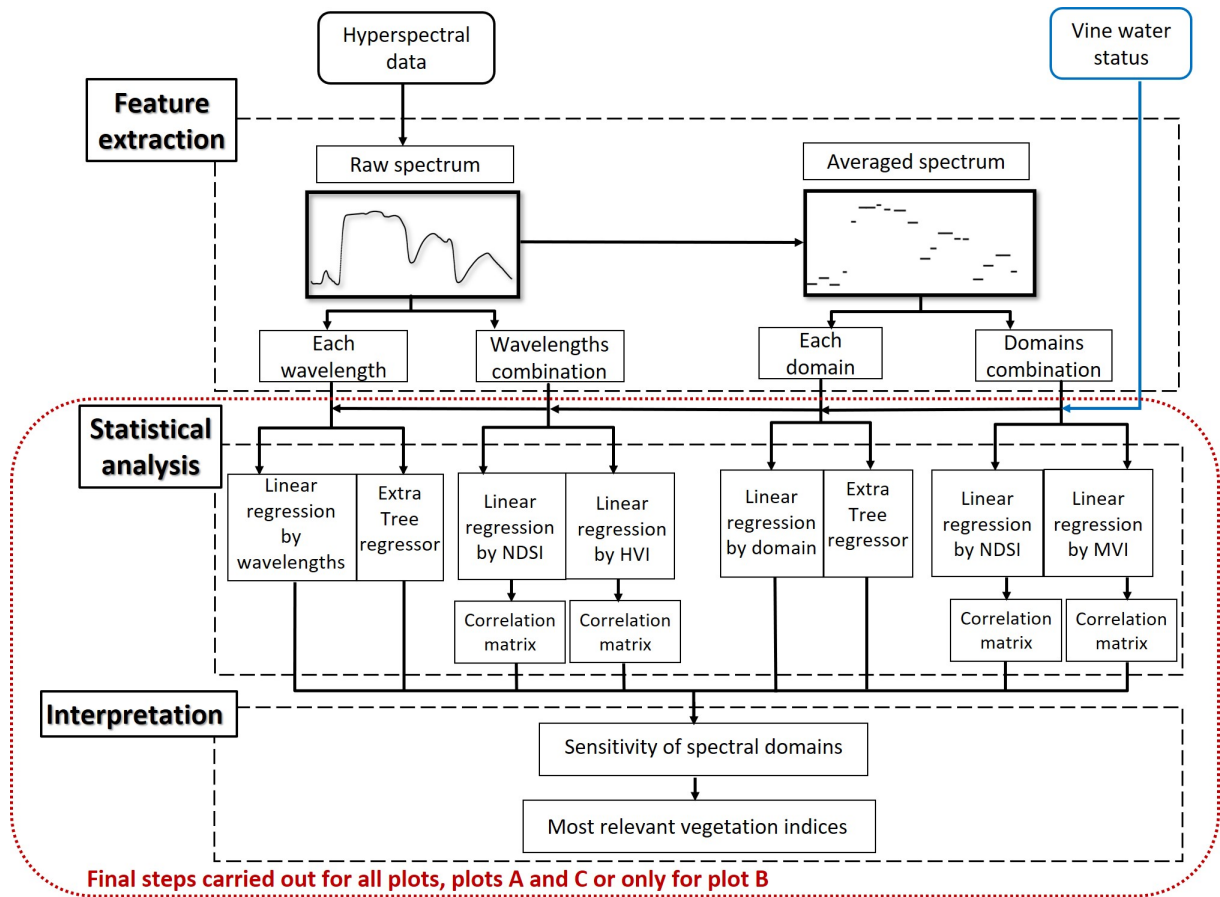


FIGURE 4.10 – Flowchart of the method applied to identify best domains related to vine water status using raw and average spectrum by domain (NDSI : Normalized difference spectral indices, HVI : Hyperspectral vegetation indices, MVI : multispectral vegetation indices).

4.3.1 Feature extraction

Raw spectrum

- Using each wavelengths separately
The first feature set consists of the leaves' reflectance values using all the available 1974 wavelength separately.
- Using wavelengths combinations
The second feature set relies on the combination of reflectances at multiple wavelengths. To achieve this, two types of combination were tested : (1) the Normalized Difference Spectral Index (NDSI) and (2) the existing Hyperspectral Vegetation Indices (HVI) :
 - In the case of NDSI, a feature data set is constructed using two-wavelength combinations ((Zhao et al., 2018; Maimaitiyiming et al., 2017; Das et al., 2020)) in following the formula :

$$NDSI_{ij} = \frac{R_i - R_j}{R_i + R_j}, \quad (4.1)$$

where R_i and R_j refer to the reflectance values at λ_i and λ_j , respectively. This way, each possible combination of wavelengths over the whole spectrum was systematically tested. This approach allows us to normalize the reflectance and provide a clear overview of the most significant wavelengths. The spectral domains are directly highlighted in the correlation matrix (see Section 4.3.2). Several studies demonstrated that NDSI often performs better than common published indices (Inoue et al., 2008; Ashourloo

et al., 2014).

- The seven most widely used HVIs have been selected for evaluation in this study (Table 4.5). These indices are known to be linked to the plants' water status, either directly or using an index related to chlorophyll (itself affected by water content). HVI relies on the combination of two or more wavelengths and each of them is designed to highlight a specific physical property of vegetation.

TABLE 4.5 – Hyperspectral vegetation indices selected for this study and their formulas according to literature. Each wavelength is given in nanometers.

Index (Abbreviation)	Use	Formula	Reference
Indirect water sensitive VI			
Red-Edge Chlorophyll (CI)	Chlorophyll	$\frac{R_{750}}{R_{710}} - 1$	(Gitelson et al., 2005)
Modified Chlorophyll Absorption (MCARI)	Chlorophyll	$(R_{700} - R_{670}) - 0.2 * (R_{700} - R_{550}) * \frac{R_{700}}{R_{670}}$	(Daughtry, 2000)
Photochemical Reflectance (PRI)	Chlorophyll and Water	$\frac{R_{531} - R_{570}}{R_{531} + R_{570}}$	(Gamon et al., 1992)
Direct water sensitive VI			
Water Band (WBI)	Water	$\frac{R_{900}}{R_{970}}$	(Penuelas et al., 1993)
Normalized Difference Water Index (NDWI)	Water	$\frac{R_{857} - R_{1241}}{R_{857} + R_{1241}}$	(Gao, 1996)
Moisture Stress Index (MSI)	Water	$\frac{R_{1650}}{R_{830}}$	(Ceccato et al., 2001)
Leaf Water Index (LWI)	Water	$\frac{R_{1300}}{R_{1450}}$	(Seelig et al., 2008)

Average spectrum by domains

In a second step, the objective was to decrease the spectral resolution to mimic what could be observed using a multispectral sensor. The goal was to identify from the whole spectrum which wavelength domains would be the most efficient at estimating SWP. To achieve this, the spectrum was divided into 19 wavelength domains and each of them was defined in relation with the spectrum's global shape, itself directly related to the vegetation composition and structure (Figure 4.11).

For instance, the main water absorption in the short-wavelength infrared, located around 1.2, 1.4, and 1.9 μm , were used to define the three domains SWIR b, e, and j, respectively. Additional constraints were also taken into account, especially to ensure compliance with Sentinel-2 bands (e.g., Red-Edge_a and _b related to S2 Red-Edge bands 5 and 6, respectively) and to avoid atmospheric absorption. Table 4.6 synthesizes the wavelength range associated to each wavelength domain.

Eventually, to produce those artificial multispectral spectra, reflectance values over the whole wavelength range for each domain were averaged. By this way, the aim was to get a first overview of what can be obtained with a multispectral sensor but not to exactly mimic one sensor or another.

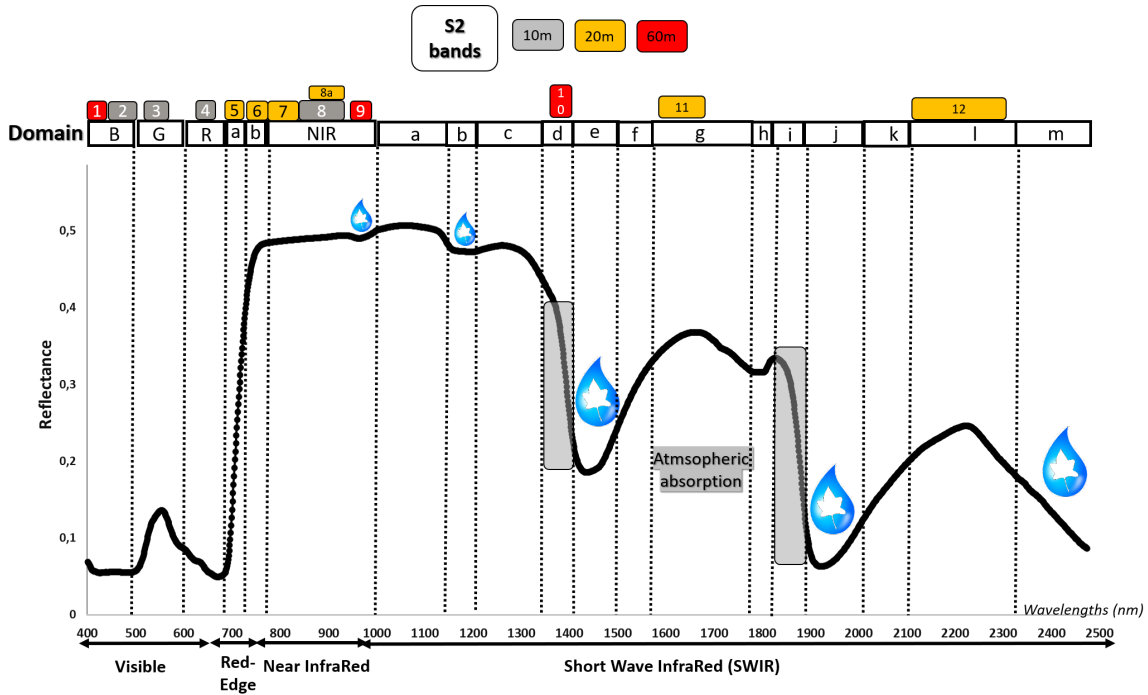


FIGURE 4.11 – Vine spectral signature in the visible (VIS) to short-wave infrared (SWIR) wavelengths, with the 19 selected domains separated by dotted lines. Water and atmospheric absorption are highlighted over the spectrum. Sentinel-2 spectral and spatial resolution are reported above the spectrum..

TABLE 4.6 – Correspondence between wavelengths and domains used in this study

Wavelength (nm)	Domain	Wavelength (nm)	Domain	Wavelength (nm)	Domain
400-500	Blue	1131-1190	SWIR b	1801-1870	SWIR i
501-600	Green	1191-1330	SWIR c	1871-2000	SWIR j
601-670	Red	1331-1390	SWIR d	2001-2100	SWIR k
671-700	Red-Edge_a	1391-1480	SWIR e	2101-2310	SWIR l
701-750	Red-Edge_b	1481-1550	SWIR f	2311-2474	SWIR m
751-1000	Nir	1551-1760	SWIR g		
1001-1130	SWIR a	1761-1800	SWIR h		

As in Section 4.3.1, the first kind of analysis focused on the search for a direct correlation between the averaged reflectance for each domain and SWP. Then, two types of mathematical combinations were tested : (1) the Normalized Difference Spectral Index (NDSI) and (2) the existing Multispectral Vegetation Indices (MVI) :

— This time, NDSIs are computed for each domain (D) according to this formula :

$$NDSI_{ij} = \frac{D_i - D_j}{D_i + D_j}, \quad (4.2)$$

where D_i and D_j refer to the averaged reflectance values for the domains i and j , respectively. This way, each possible combination of domains is systematically tested.

— Seven MVIs were selected on the basis of both indices found in the literature and our previous analyses using every wavelength. Literature indices not relying on the identified wavelengths range were discarded. These selected MVIs are mostly linked to chlorophyll content. Nevertheless, in order to take into account domains linked directly with water

absorption, two HVIs were specifically adapted with relevant SWIR domains. All the selected indices were computed according to the formulas in Table 4.7.

TABLE 4.7 – Multispectral vegetation indices selected according to the previous analyses using raw wavelengths and literature.

Index (Abbreviation)	Use	Formula Used	Ref
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	Vigor	$\frac{NIR-RED}{NIR+RED}$	(Rouse et al., 1973)
Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index/Optimized Soil Adjusted Vegetation Index (MCARI/OSAVI)	Chlorophyll	$\frac{(RE_a-RED)-0.2*(RE_a-GREEN)*(\frac{RE_b}{RED})}{(1+0.16)*(\frac{NIR-RED}{NIR+RED+0.16})}$	(Rondeaux et al., 1996)
Normalized difference Red-Edge (NDRE)	Chlorophyll, Water	$\frac{NIR-RE_{a/b}}{NIR+RE_{a/b}}$	(Gitelson et al., 2005)
Inverted Red-Edge Chlorophyll Index " (IRECI)	Chlorophyll	$\frac{NIR-RED}{\frac{RE_a}{RE_b}}$	(Frampton et al., 2013)
Red-Edge Chlorophyll Absorption Index(RECAI)	Chlorophyll	$\frac{NIR-RE_b}{GREEN} * \frac{RE_a}{GREEN}$	(Cui et al., 2019)
Normalized Difference Infrared Index(NDII)	Chlorophyll, Water	$\frac{NIR-SWIR_g}{NIR+SWIR_g}$	(Le Maire et al., 2008)
Red-Edge Position (REP)	Chlorophyll	$40 * \frac{(\frac{RED+NIR}{2})-RE_a}{RE_b-RE_a}$	(Main et al., 2011)
Hyperspectral indices adapted to multispectral			
Moisture stress Index (MSI)	Water	$\frac{SWIR_g}{NIR}$	(Ceccato et al., 2001)
Leaf Water Index (LWI)	Water	$\frac{SWIR_c}{SWIR_e}$	(Seelig et al., 2008)

Available dataset summary

The available dataset and the number of features are summarized in Table 4.8.

TABLE 4.8 – Summary of available features. NDSI—Normalized difference spectral indices ; HVI—Hyperspectral vegetation indices ; MVI—Multispectral vegetation indices).

Spectrum	Features	Number of Features
Raw reflectance by wavelengths	Each wavelengths	1974
	NDSI	1,947,351
	HVI	7
Reflectance average by domains	Each domain	18
	NDSI	153
	MVI	9

4.3.2 Statistical analysis

In an attempt to highlight the relation between spectral signatures and SWP, this study focused on regressions to test the different extracted features, either using all wavelengths (see Section 4.3.1) or only wavelength domains (see Section 4.3.1).

Linear Regression

For each extracted feature set, linear regression was carried out to study their linear correlation with SWP. The toolbox used is LinearRegression from the Scikit-Learn Python package (Pedregosa et al., 2011). The first parameter analyzed was the p -value, which was used as a limit related to the level of significance of the relationship. The lower limit was set to 0.0001. Then,

the performance indicator chosen was the determination coefficient (R^2), which assesses how strong the linear relationship is between the two variables (i.e., how much of the variability in SWP measurements can be explained by this specific feature). The results are shown as follows :

- With a simple line graph for linear regression by wavelengths ;
- With a correlation matrix for NDSI, HVI, and MVI, to compare features' performance and highlight visually which wavelength ranges or domains are the most significant to extract water status from spectral measurements.

Extra Trees model

Within the family of algorithms dedicated to the extraction of feature importance, decision trees are commonly used (Kazemitabar et al., 2017). Among them, ExtraTrees (Extremely Randomized Trees) are quite simple to operate and are computationally efficient. Moreover, unlike linear regression, they can find a nonlinear mapping function between features and SWP values. This algorithm was used in this study on raw reflectance by wavelengths as it is well suited for a large amount of data. Indeed, decision tree algorithms recursively split the data set to learn accurately (Iqbal et al., 2012). ExtraTrees is a machine learning method similar to Random Forest, except that it tends to have a lower variance : instead of searching for the optimal feature/split combination, for each feature, a random value is selected for the split (Geurts et al., 2006). ExtraTrees selects k features randomly and calculates a Gini index (relative value of statistical dispersion measuring the deviation of the feature distribution from a perfectly equal distribution) for each feature (Gastwirth, 1972). An equal distribution would mean that all features are equally important. The sklearn Python package (Pedregosa et al., 2011) was used to compute ExtraTrees. Model performance was evaluated using Root Mean Square Error (RMSE). The Gini index was used to evaluate the Feature Importance, and also the wavelength significance, with the more significant contributions being associated with higher values. The sum of the feature importance values is always equal to 1.

4.3.3 Results interpretation

To highlight significant domains for each analysis, R^2 and p -value or Feature Importance were used. With the large amount of data and analysis, it was important to be able to highlight the spectral domains that most frequently appeared to be significant. In order to do this, we have created an "Importance criteria" based on the frequency of occurrence of the domains among those identified as the most significant. The most significant domains (with the best R^2 or FI) receive a score of 10, significant domains to a lower extent (significant values but lower R^2 or FI) receive a score of 1, and insignificant domains receive a score of 0. A logarithmic scale has been chosen in order to better emphasize the most significant domains compared to the other ones. When the spectral domain is emphasized for all the plots, the score is doubled. The scores obtained for each group (all plots, plots A and C, or plot B) and for each type of analysis are then summed up to provide the importance criteria (IC). This simple indicator allows us to easily visualize which domains are most often significant (higher importance criteria).

4.4 Results

4.4.1 Correlation between SWP and leaves' raw spectra

This section aims to identify the wavelengths that are most sensitive to plants' water status and to identify the wavelength domain they belong to. The presented results focus on the correlation between SWP values and either (i) the raw wavelengths separately or (ii) combinations of wavelengths (NDSI or HVI).

Linear regression between SWP and raw wavelengths

A linear regression was systematically done to evaluate the correlation between SWP and the 1974 wavelengths. The result is a coefficient of determination R^2 associated to each independent wavelength, either when considering all the plots together (Figure 4.12) or separately (Figure 4.13). All the significant correlations (p -value < 0.0001 , i.e., above the dashed line) show relatively low absolute values (R^2 ranging from 0.25 to 0.43).

When considering the whole database (Figure 4.12), the significant wavelengths (p -value < 0.0001 and $R^2 > 0.35$) are encompassed within the 1500 to 1700, 1750 to 1850, and 2050 to 2250 nm ranges. When considering only plots A and C (Figure 4.13a), the most significant wavelengths (p -value < 0.0001 and $R^2 > 0.35$) are encompassed within the 707 to 722, 1800 to 2000, and 2100 to 2500 nm ranges. When considering only plot B (Figure 4.13b), the most significant wavelengths (p -value < 0.0001 and $R^2 > 0.25$) are encompassed within the 1400 to 1480 and 1870 to 1900 nm ranges.

From the intervals defined above, one can determine the spectral domains of particular interest from Table 4.6. When considering the whole database, the most significant wavelengths are located only in the SWIR spectral region, especially in the “SWIR g”, “SWIR h”, and “SWIR l” domains. To a lesser extent, “SWIR k” could also be included as a domain of interest. When considering only plots A and C, the most significant wavelengths are associated to “SWIR h”, “SWIR j”, and “SWIR m” and, to a lesser extent, “SWIR l” and “Red-Edge b”. When considering only plot B, the most significant wavelengths are located in the “SWIR e” and “SWIR j” domains. Considering all the data or data grouped by plot (A and C, or B), the SWIR domain is always highlighted. It is worth pointing out that for the three analyses, nothing stands out in the VIS or the near infrared (NIR) wavelength ranges.

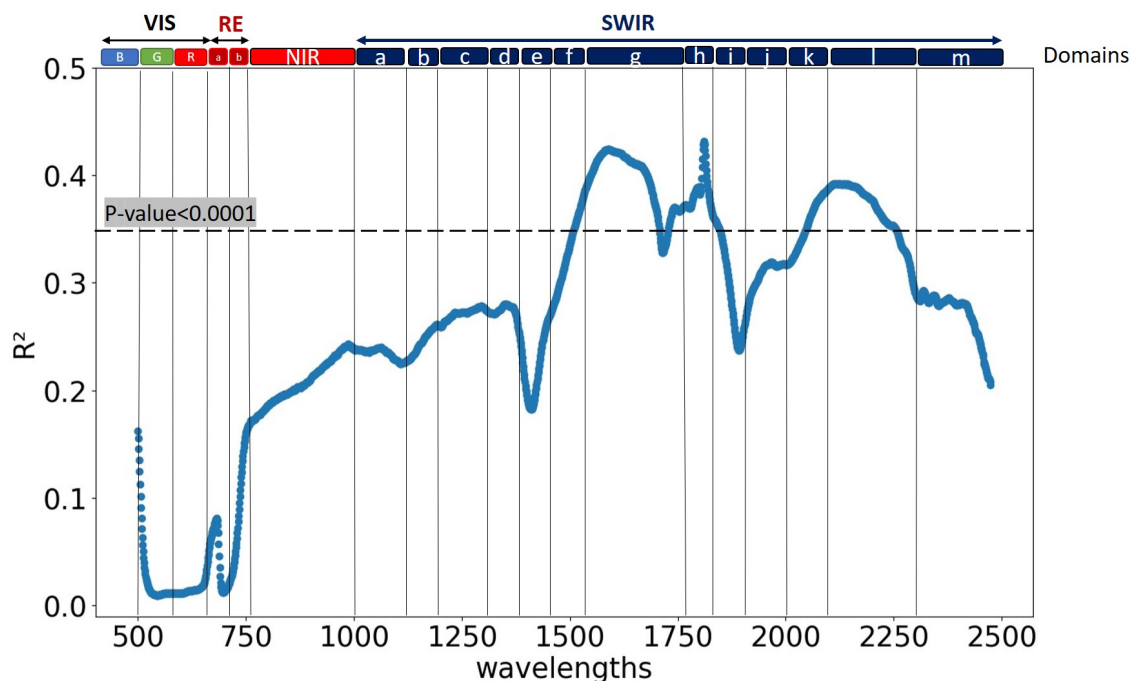


FIGURE 4.12 – Determination coefficient of linear regressions for each wavelength when considering the whole database. The spectral domains defined in Table 4.6 are reported on top the graph.

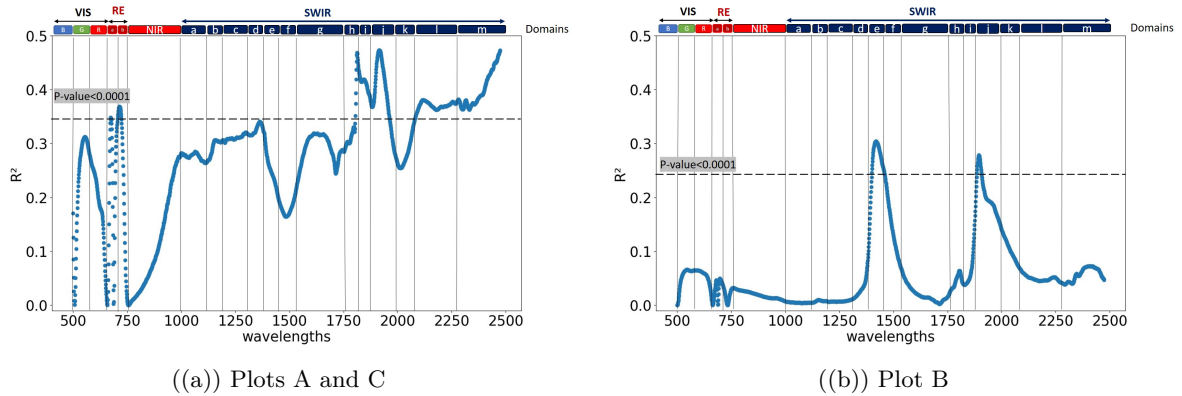


FIGURE 4.13 – Determination coefficient of linear regressions for each wavelength when considering only plots A and C (left) or only plot B (right). The spectral domains defined in Table 4.6 are reported on top the graph.

ExtraTree regression between SWP and raw wavelengths

The Feature Importance derived from the Extra Trees method highlights the most frequently used wavelengths in the decision trees of the algorithm. The result is a feature importance value associated with each independent wavelength, either when considering all plots at the same time (Figure 4.14) or separately (Figure 4.15). The RMSEs are lower in the second case (RMSE of 0.14 and 0.17 for plots A and C, and plot B, respectively) than when all plots are processed together (RMSE of 0.25).

When all data are aggregated together (Figure 4.14), the wavelengths that are highlighted as the most frequently used are encompassed within the 670 to 740, 1400 to 1480, 1520 to 1700, and 1750 to 1800nm ranges. When considering only plots A and C (Figure 4.15(a)), the highlighted wavelengths are encompassed within the 680 to 740, 1400 to 1460, 1800 to 1950nm ranges, and around 2500nm. When considering only plot B (Figure 4.15(b)), the highlighted wavelengths are encompassed within the 500 to 750, 1400 to 1500, and 1800nm to 1950nm ranges.

From the intervals defined above, the most highlighted wavelengths when considering the whole database are mainly located in the “SWIR h” domain. To a lesser extent, other highlighted wavelengths are found in the “SWIR g”, “SWIR e”, and “Red-Edge a” domains. When considering only plots A and C, highlighted wavelengths are mainly located in the “SWIR e”, “SWIR j”, and “SWIR m” domains. To a lesser extent, other highlighted wavelengths are found in the “Red-Edge a” and “Red-Edge b” domains. Lastly, when considering only plot B, highlighted wavelengths are mainly located in the “SWIR i”, “SWIR e”, and “Red-Edge b” domains. To a lesser extent, other highlighted wavelengths are found in the visible spectrum associated to the three “Blue”, “Green”, and “Red” domains.

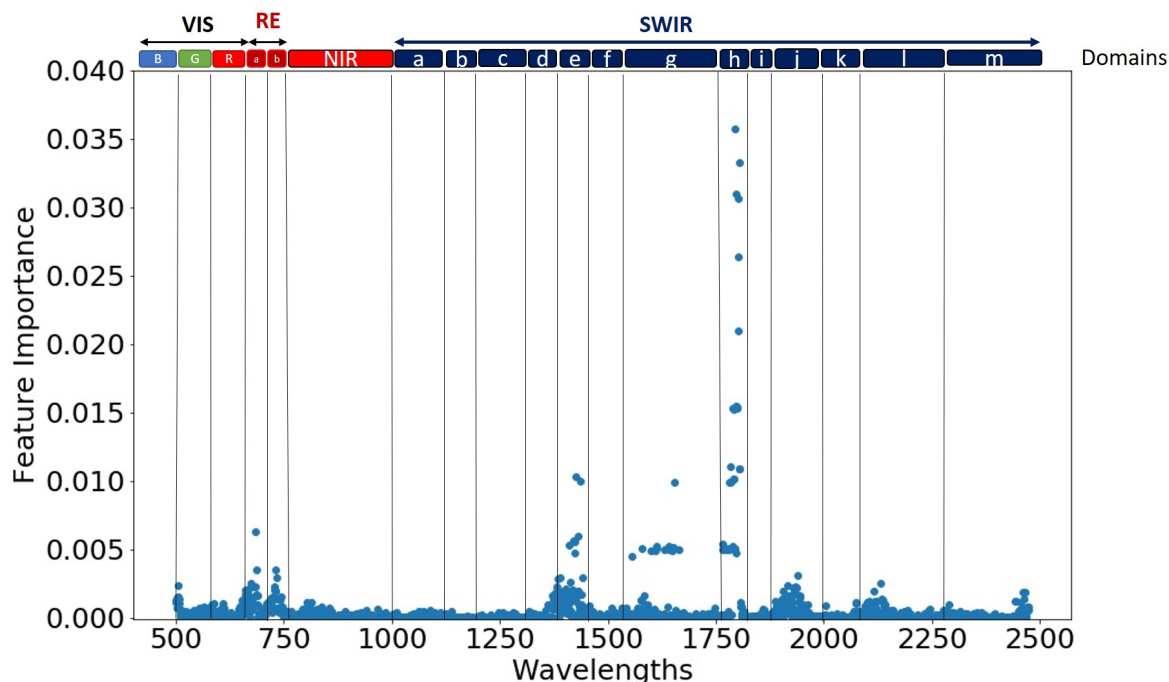


FIGURE 4.14 – Feature importance (FI) calculated for each wavelength using the ExtraTrees Regressor method when considering the whole database. The spectral domains defined in Table 4.6 are reported on top the graph. (RMSE=0.25)

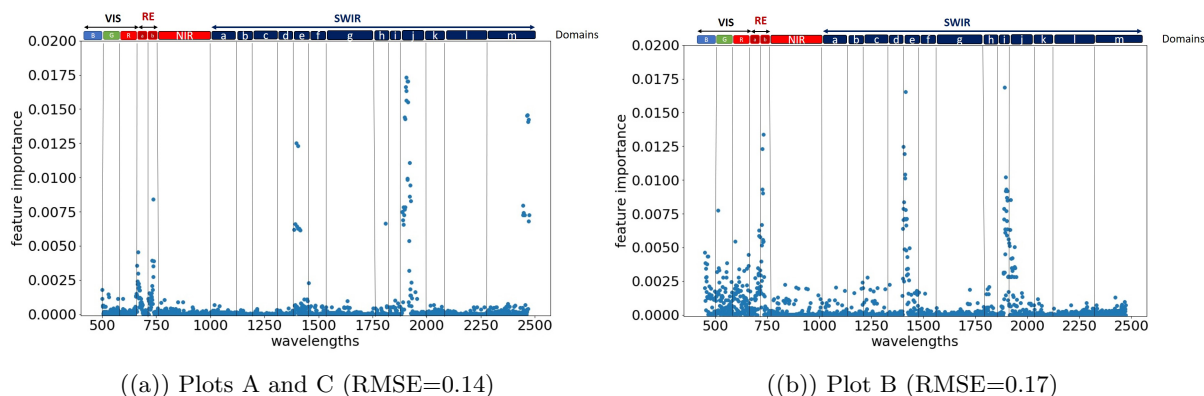


FIGURE 4.15 – Feature importance (FI) calculated for each wavelength using the ExtraTrees Regressor method when considering only plot A and c (left) or plot B (right). The spectral domains defined in Table 4.6 are reported on top the graph.

Linear regression between SWP and NDSI using raw spectra

The previous section demonstrates that significant (p -value < 0.0001) relationships exist between SWP and reflectance at specific wavelengths. Nevertheless, the relationship could be improved to be stronger (better R^2 and RMSE). To go a step ahead, NDSIs are tested, as normalizing the absolute reflectance values allows us to minimize spectral signatures unrelated to water content in leaves.

Results in this section rely on NDSI using reflectance at every wavelength available in the raw spectra (Equation (4.1)). Each possible combination of two wavelengths over the whole spectrum

is systematically tested and a linear regression is done between its result and SWP. The determination coefficient is then depicted in a correlation matrix, allowing us to easily visualize which wavelength combinations have the stronger relationship with the plant's water status.

Figure 4.16 displays the correlation matrix obtained when considering the whole database. The higher determination coefficients (around 0.6) are dark red, while the lower ones (close to 0) are white. A visual analysis of the correlation matrix shows that combinations that are the most correlated with stem potentials (p -value < 0.0001 and $R^2 > 0.45$) combine wavelengths (the first range refers to the horizontal axis while the next one(s) refers to the vertical axis) :

- From the 800 to 1400 nm range with wavelengths (i) around 1800 nm, (ii) from the 2100 to 2300 nm range, and (iii) from the 1550 to 1700 nm range ;
- From the 1800 to 1900 nm range with wavelengths from the 2150 to 2300 nm range ;
- From the 670 to 700 nm range with wavelengths from the 1900 to 2400 nm range.

According to Figure 4.17a, for plots A and C, the most important NDSI (p -value < 0.0001 and $R^2 > 0.6$) combined wavelengths as follows (the axis read first is the horizontal one) :

- From the 700 to 750 nm range with wavelengths from the 700 to 2400 nm range ;
- From the 500 to 600 nm range with wavelengths from the 600 to 700 nm range ;
- From the 500 to 1900 nm range with wavelengths around 1900 nm ;
- From the 1600 to 1800 nm range with wavelengths around 1800 nm.

For plot B (Figure 4.17b), the most important NDSI (p -value < 0.0001 and $R^2 > 0.6$) combined wavelengths as follows (the axis read first is the horizontal one) :

- From the 800 to 1400 nm range with wavelengths (i) around 1900 nm and (ii) from the 1400 to 1500 nm range ;
- From the 1400 to 1500 nm range with wavelengths from the 1500 to 1800 nm range ;
- From the 1900 to 2000 nm range with wavelengths from the 2000 to 2400 nm range ;
- From the 1650 to 1800 nm range with wavelengths from the 1800 to 1850 nm range.

From the intervals defined above, the most highlighted wavelengths when considering the whole database are mainly located in the SWIR region (“SWIR g”, “SWIR i”, “SWIR k”, and “SWIR l”). To a lower extent, “Red-Edge a” and “NIR” also seem to be significant. For plots A and C, the most significant domains are the “Red”, “Red-Edge b”, “SWIR i”, and “SWIR j”. To a lower extent, other highlighted domains are “Red-Edge a” and “NIR”. Regarding plot B, the highlighted domains are “SWIR e” and “SWIR j”, and, to a lower extent, “NIR”, “SWIR a”, “SWIR b”, “SWIR c”, “SWIR d”, “SWIR g”, and “SWIR h”.

In general, SWIR regions always appear to be significant as well as the “NIR” domain to a lower extent. Moreover, “Red-Edge a” is highlighted for two of the three analyses by plot group.

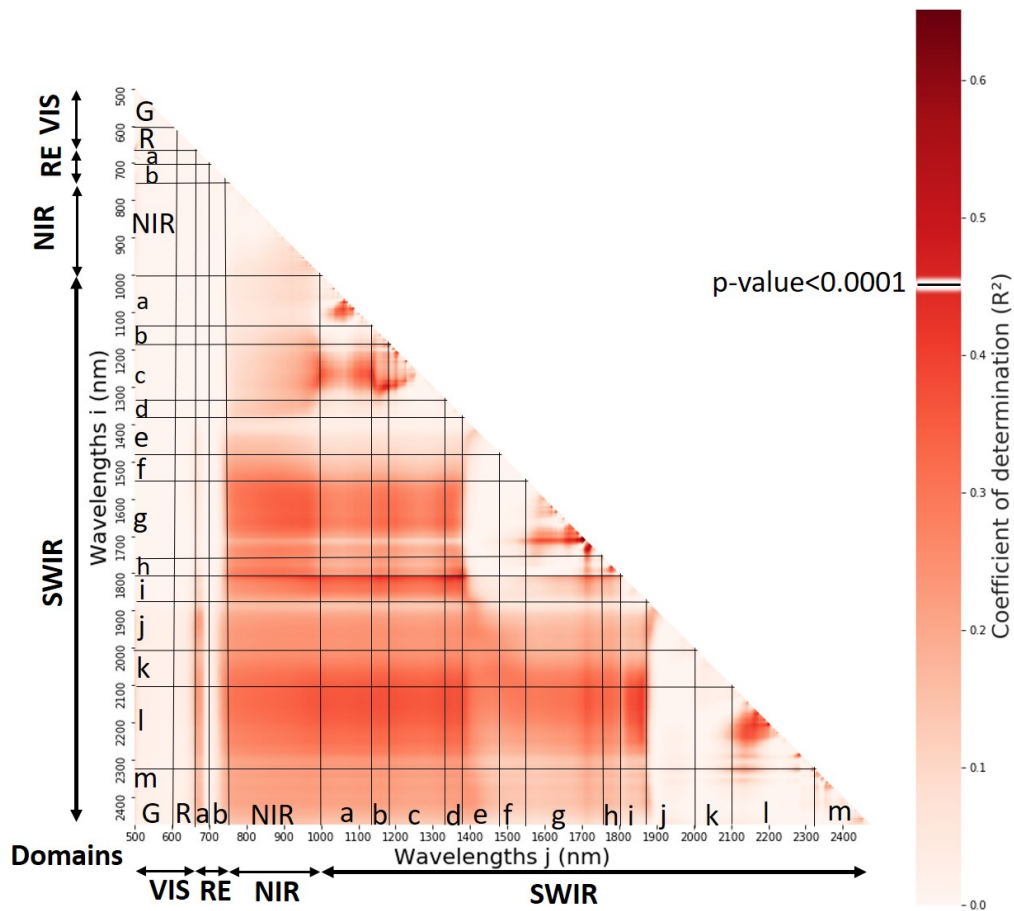


FIGURE 4.16 – Correlation matrix showing the coefficient of determination between NDSI's results and SWP when considering the whole database. The spectral domains defined in Table 4.6 are also reported along the two axis.

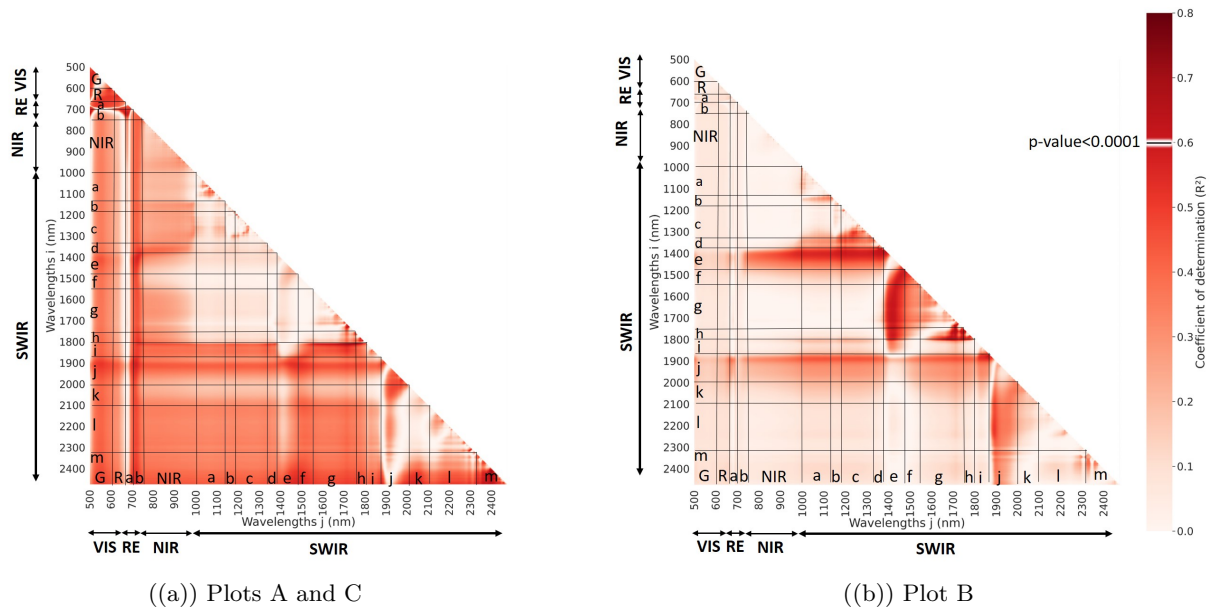


FIGURE 4.17 – Correlation matrix showing the coefficient of determination between NDSI’s results and SWP when considering only plots A and C (left) or only plot B (right). The spectral domains defined in Table 4.6 are also reported along the two axis.

Summary of the results for all correlations tested on raw spectra

The results from the three previous sections are summarized in Table 4.9. Each domain defined in Table 4.6 is reported as a cell in the table. The darker the cell, the greater the significance of the domain (black cell for an importance score of 10, grey cell for an importance score of 1, and white cell for a score of 0). Results show the two domains that are most often highlighted (importance criteria ≥ 50), “SWIR j” and “SWIR h”. Four other domains seem also to be relevant (importance criteria ≥ 40), “SWIR e”, “SWIR d”, “SWIR i”, and “SWIR l”.

Regarding the level of significance, with all plots, the determination coefficient increases from 0.35 to 0.45 between raw wavelengths and NDSI indices. Concerning plots A and C and plot B apart, the coefficient increases from 0.25 or 0.3 to 0.6 between the two features (and even reaches a maximum of 0.8).

TABLE 4.9 – Summary of the three previous sections’ results for the three methods either with the data of all plots, for plots A and C, or for plot B. The darker the cell, the greater the significance of the domain : black cell for an importance score of 10 (best R^2 or FI), gray cell for an importance score of 1 (significant p -value but lower R^2 or FI), and white cell for a score of 0 (result not significant). When the spectral domain is emphasized for all plots, the score is doubled. The sum of the scores for each domain is recorded at the bottom of the table and is called the “Importance Criteria”.

Method	Database	Threshold	Domains																					
			VIS			Red-Edge		NIR	SWIR															
			B	G	R	a	b		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m			
Raw wavelengths reflectance and Correlation Matrix	All plots	p-value<0.0001 and R ² >0.35																						
	Plots A and C	p-value<0.0001 and R ² >0.3																						
	Plot B	p-value<0.0001 and R ² >0.25																						
Raw wavelengths reflectance and ExtraTrees	All plots	FI>0.005																						
	Plots A and C																							
	Plot B																							
NDSI indices by wavelengths and Correlation Matrix	All plots	p-value<0.0001 and R ² >0.45																						
	Plots A and C	p-value<0.0001 and R ² >0.6																						
	Plot B																							
Importance criteria			1	1	11	6	22	3	1	1	1	1	1	42	0	43	51	40	50	22	41	20		

Linear regression between SWP and Hyperspectral Vegetation Indices

Based on previous analyses, the calculation of vegetation index with reflectance of two wavelengths seems to give better results than with a single-wavelength reflectance. Therefore, the aim here is to verify the effectiveness of HVIs that are regularly used in the bibliography to describe the water content of vegetation.

According to Table 4.10, for all the data, the two most relevant HVIs (p -value < 0.0001) are as follows :

- Normalized Difference Water Index (NDWI) with wavelength reflectance in “SWIR c” and “NIR” ;
- Moisture Stress Index (MSI) with wavelength reflectance in “SWIR g” and “NIR”.

For plots A and C, the most significant HVI (p -value < 0.0001) is Leaf Water Index (LWI) with wavelength reflectance in “SWIR c” and “SWIR e”.

For plot B, four HVIs appear to be significant (p -value < 0.0001) :

- CI with wavelength reflectance in “Red-Edge a” and “Red-Edge b” ;
- MSI with wavelength reflectance in “SWIR g” and “NIR” ;
- NDWI with wavelength reflectance in “SWIR c” and “NIR” ;
- WBI with wavelength reflectance in “NIR”.

These HVI are less significant than some NDSIs (respectively, $R^2 = 0.4$ at most versus $R^2 > 0.6$) as found by (Maimaitiyiming et al., 2017). This could be due to the particularity of each data set which may lead to slightly different answers in the spectrum.

TABLE 4.10 – Coefficient of determination between HVI and SWP (values in bold are different from 0 at significance level $\alpha=0.05$)

	All data	Plots A and C	Plot B
Variables	SWP		
SWP	1	1	1
CI	0.007	0.043	0.397*
MCARI	0.004	0.135	0.019
PRI	0.004	0.040	0.140
WBI	0.091	<0.001	0.272*
NDWI	0.398*	0.006	0.258*
MSI	0.317*	<0.001	0.286*
LWI	0.059	0.621*	0.047

* : p -value < 0.0001

4.4.2 Correlation between SWP and leaves' spectra averaged by domains

The purpose of this section is to verify the previous results on the importance of wavelengths in specific domains to identify vine water status, but using the reflectance averaged by spectral domains. This approach will help with erasing disparities between close wavelengths within the same spectral domain as they are expected to spectrally behave in the same way. Correlations with each domain apart were computed using linear regression and ExtraTrees. The results highlight the same spectral domains and do not provide any additional information. Domain combinations provide more significant results with NDSI or MVI.

Linear regression between SWP and NDSI using domains

When focusing on all the plots (Figure 4.18), the domains used by the best NDSIs ($R^2 > 0.4$ and p -value < 0.0001) belong to the following :

- “SWIR c” with “SWIR b” ;
- “SWIR i” with “SWIR d” ;
- “SWIR k” and “SWIR l” with “NIR” to “SWIR d” ;
- “SWIR g” with “NIR”.

With only plots A and C (Figure 4.19a), the domains used by the best NDSIs ($R^2 > 0.5$ and p -value < 0.0001) belong to the following :

- “Red-Edge a” with “SWIR j” and “SWIR m” ;
- “Red-Edge b” with “SWIR d”, “SWIR e”, “SWIR h”, and “SWIR i” ;
- “SWIR g” with “SWIR i”.

For plot B (Figure 4.19b), the domains used by the best NDSIs ($R^2 > 0.5$ and p -value < 0.0001) belong to the following :

- “SWIR e” with “NIR” and “SWIR a” to “SWIR h” ;
- “SWIR d” with “SWIR a”, “SWIR b”, and “SWIR c” ;
- “SWIR j” with (i) “SWIR a” to “SWIR d” and (ii) “SWIR g” to “SWIR l”.

In general, “SWIR g” and “SWIR d” appear in all the results. Moreover, the “NIR” is highlighted for two of the three analyses by plots group. The correlation coefficients obtained here are lower than those obtained with wavelength combinations but confirm the effectiveness of using SWIR and NIR domains.

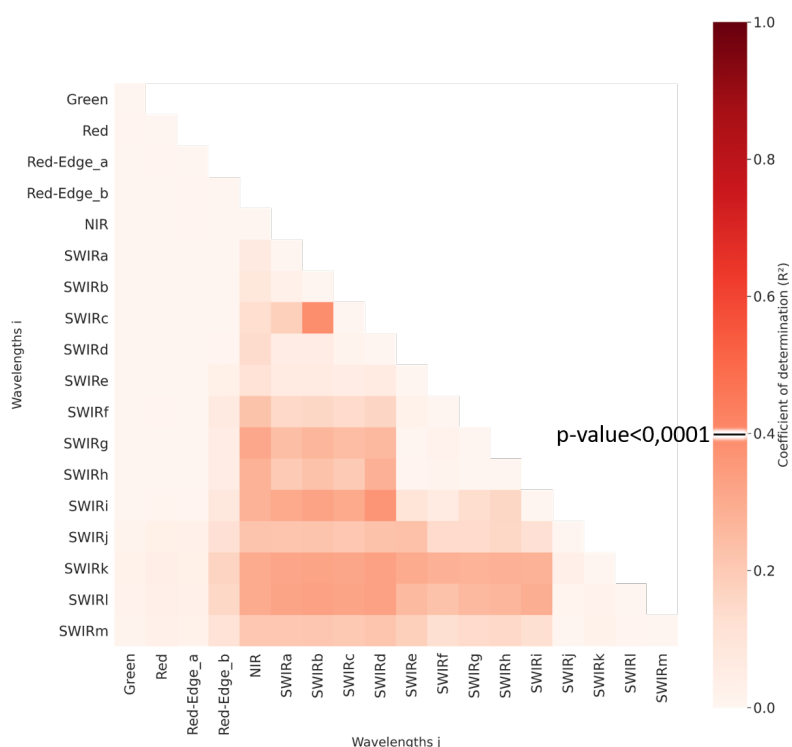


FIGURE 4.18 – Correlation matrix between NDSI using reflectance value average by domains and SWP for all plots.

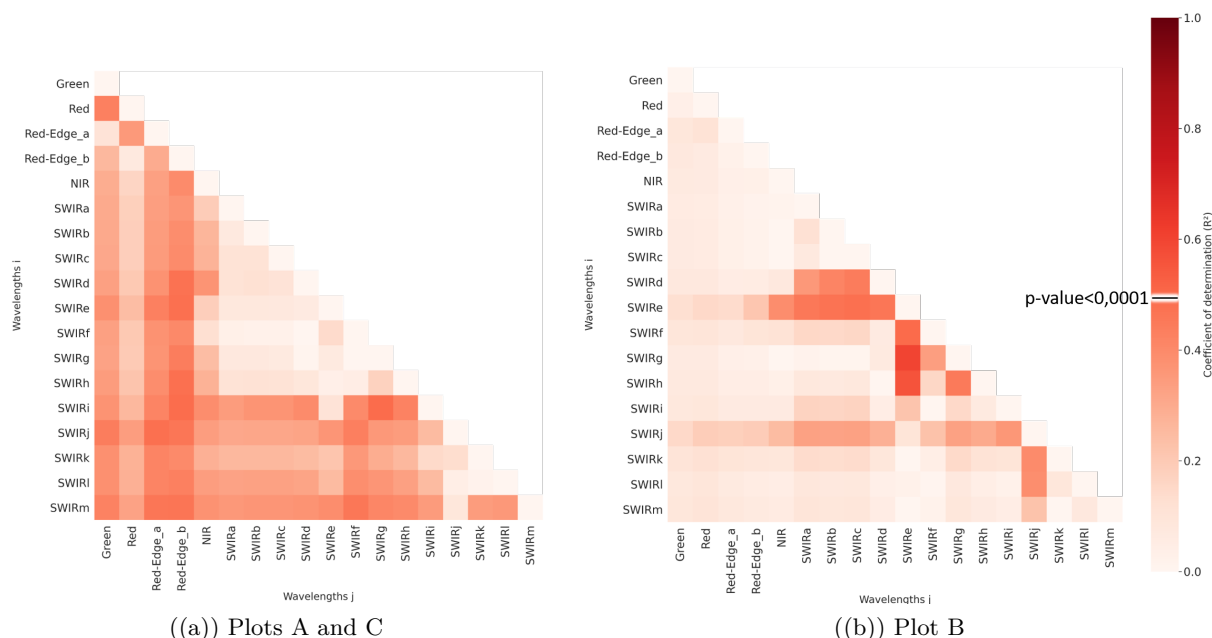


FIGURE 4.19 – Correlation matrix between NDSI using reflectance value average by domains and SWP for plots A and C and plot B.

The previous results are summarized in Table 4.11. For each analysis, both the chosen thresholds and the identified domains are highlighted. Regarding the latter, each domain defined in Table 4.6 is reported as a cell in the table. The darker the cell, the greater the significance of the domain (importance score of 0 for white cell, 1 for grey cell, or 10 for black cell). Results show the domain that is most often highlighted (importance criteria = 40) is “SWIR g”. Four

other domains are also relevant to a lower extent (importance criteria ≥ 20), “NIR”, “SWIR b”, “SWIR c”, and “SWIR d”.

TABLE 4.11 – Summary of the previous results.

Method	Database	Threshold	Domains																							
			VIS			Red-Edge		NIR	SWIR																	
			B	G	R	a	b		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m					
NDSI indices by domains and Correlation	All plots	p-value<0.0001 and R ² >0.4																								
	Plots A and C	p-value<0.0001 and R ² >0.5																								
	Plot B																									
Importance criteria			0	1	0	1	10	20	0	20	20	21	10	0	40	1	11	1	1	1	1	1	1	0	0	

Linear regression between SWP and Multispectral Vegetation Indices

Table 4.12 shows correlation coefficients between MVI and SWP values. When considering the whole database, the best correlations between MVI and SWP values (p -value < 0.0001) are Normalized Difference Infrared (NDII) and MSI. They both combine “NIR” with “SWIR g”. For plots A and C, the most significant MVIs (p -value < 0.0001 and $R^2 > 0.35$) are Red-Edge Position (REP), Normalized difference Red-Edge (NDRE)1,2, and Red-Edge Chlorophyll Absorption (RECAI); they all combine “NIR” with “Red-Edge a” or “Red-Edge b”. Regarding plot B, only the LWIs with “SWIR c” and “SWIR e” appears to be significant (p -value < 0.0001).

MVIs highlight the importance of the SWIR domain (in particular, “SWIR c”, “SWIR e”, and “SWIR g”) but also demonstrate the relevance of “NIR” and “Red-Edge a” or “Red-Edge b”.

From the results of our study, it appears that NDVI, an index widely used to monitor vegetation, is not well suited to identify the water status of grapevines as it has the lower determination coefficient.

TABLE 4.12 – Coefficient of determination between MVI and SWP (values in bold are different from 0 at significance level alpha=0.05)

Variables	All Plots	Plots A and C	Plot B
	SWP		
SWP	1	1	1
NDVI	0.002	0.162	0.064
MCARI/OSAVI	0.007	0.202	0.002
LWI	0.109	0.185	0.475*
REP	0.003	0.411*	0.023
IRECI	<0.001	0.307*	0.043
RECAI	<0.001	0.367*	0.044
NDII	0.309*	0.244*	<0.001
MSI	0.309*	0.243*	<0.001
NDRE1	0.004	0.359*	0.037
NDRE2	0.002	0.397*	0.034

* : p-value<0.0001

4.5 Discussion

The main objectives of this paper are to (1) highlight the best spectral domains related to vine water status and (2) identify the most promising vegetation indices that could be used with multispectral data.

4.5.1 Summary of the results

Table 4.13 synthesizes all the results obtained by wavelengths and by domains. The first analysis by wavelengths highlighted the SWIR domains from “SWIR g” to “SWIR j” plus “SWIR e” and “SWIR l”. These domains coincide with water absorption (“SWIR e” and “SWIR j”) and with the maximum reflectance in the SWIR (“SWIR g” to “SWIR i” and “SWIR l”). The second analysis by domains highlighted the “SWIR g” corresponding to a maximum reflectance in the SWIR. “NIR” and “SWIR b” to “SWIR d” are also emphasized.

Regarding VI, when considering all plots, the most promising HVI and MVI include NIR and SWIR, in particular, “SWIR g” (NDWI, MSI, and NDII). For plots A and C, the most relevant HVI is LWI with “SWIR c” and “SWIR e”, while the most relevant MVIs are REP, NDRE, RECAI, and Inverted Red-Edge Chlorophyll (IRECI) with “NIR”, “Red-Edge a”, “Red-Edge b”, and “Red” or “Green”. For plot B, the most relevant HVI is CI with “Red-Edge a” and “Red-Edge b”, whereas the most relevant MVI is LWI with “SWIR c” and “SWIR e”.

In this paper, we aim at identifying the most suitable VI to be used to process satellite images, especially images acquired by Sentinel-2. The results presented here show that the most promising VIs use the following domains : “NIR” and “SWIR g” (NDII and MSI) and the “NIR”, “Red-Edge”, and “Red” or “Green” (REP, RECAI, IRECI, and NDRE).

TABLE 4.13 – Summary of all the previous sections results. The importance criteria from Table 4.9 and Table 4.11 are gathered at the top for each feature. The bands that compose the vegetation indices (VI) are checked and shaded out. The determination coefficient obtained between each VI and SWP values are also gathered at the right of the table for all plots or plots A and C and plot B apart. The most important values (IC and R^2) are shown in darker green

Spectral domains	VIS			Red-Edge		NIR	SWIR											R ² all data	R ² plots A and C	R ² plot B			
	B	G	R	a	b		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k				l	m	
By wavelengths																							
Importance criteria (IC)	1	1	11	6	22	3	1	1	1	1	42	0	43	51	40	50	22	41	20				
HVI	CI																				0.007	0.043	0.397
	MCARI																				0.004	0.135	0.019
	PRI																				0.004	0.04	0.14
	WBI																				0.091	0.001	0.272
	NDWI																				0.398	0.006	0.258
	MSI																				0.317	0.001	0.286
	LWI																				0.059	0.621	0.047
By domains																							
Importance criteria (IC)	0	1	0	1	10	20	0	20	20	21	10	0	40	1	11	1	1	1	0				
MVI	NDVI																				0.002	0.162	0.064
	MCARI/OSAVI																				0.007	0.202	0.002
	NDRE																				0.003	0.378	0.0355
	IRECI																				0.001	0.307	0.043
	RECAI																				0.001	0.367	0.044
	NDII																				0.309	0.244	0.001
	REP																				0.003	0.411	0.023
	MSI																				0.309	0.243	0.001
	LWI																				0.109	0.185	0.475

4.5.2 Spectral domain and VI sensitivity

In accordance with the literature (Seelig et al., 2008; Rapaport et al., 2015; Zovko et al., 2019; Ceccato et al., 2001; Das et al., 2020; Das & Mahajan, 2018), the wavelengths most correlated with SWP belong to the SWIR domain, in particular, to the minimum (“SWIR e” and “SWIR j”) that corresponds to water absorption, or to the maximum (“SWIR c”, “SWIR d”, “SWIR g”,

“SWIR i”) reflectance in this range. Those particular spectral signatures (1259 nm in “SWIR c”, 1264 nm in “SWIR c”, and 1334 nm in “SWIR d”) indeed correspond to the vibrations of the O–H stretch in water molecules (Zovko et al., 2019).

On another level, the Red-Edge domain also seems to be of particular interest. This domain gives insight into leaf chlorophyll concentration (Main et al., 2011; Behmann et al., 2014; Matese & Di Gennaro, 2015), which is itself related to the availability of water in the plant (Tilling et al., 2007; Ballester et al., 2017; Li et al., 2018). The “Red-Edge” domain has already been linked to the water status of the vine by (Rozenstein et al., 2018), who estimated crop coefficient (Kc) using a time series of Sentinel-2 images, or by (Poblete et al., 2017), who correlated stem water potential and UAV data.

NIR combined to red-edge or SWIR, and red combined to green also appear to be of interest, even if slightly less than previous observations. First, a water absorption band is located within the NIR, around 980 nm. Second, this domain gives insights into leaf morphology and structure (Kim et al., 2015; Maimaitiyiming et al., 2017), which is also affected by water content. “Green” and “Red” are related to pigments present in plants (xanthophyll and chlorophyll), which also react to water stress, according to (Rapaport et al., 2015).

Among the most promising indices according to this study, only MSI is directly related to the water content of the vegetation (Cohen et al., 2019; Ceccato et al., 2001; Serrano et al., 2000; Hunt & Rock, 1989). The NDRE is usually used to assess chlorophyll content (Gitelson et al., 2005) but (Gautam & Pagay, 2020) already mentioned that it could also be used to identify drought stress. In the literature, the four other indices (NDII, REP, IRECI, and RECAI) are used only for chlorophyll concentration and biomass assessment ((Le Maire et al., 2008; Main et al., 2011; Frampton et al., 2013; Cui et al., 2019)). Nevertheless, as mentioned before, those indices may still reflect the impact of water stress on plants, as suggested by (Poblete et al., 2017), as they provide insights on nutrient assimilation or chlorophyll content and, therefore, on biomass.

In this paper, we have highlighted the SWIR, Red-Edge, and NIR as the most interesting spectral domains for monitoring water status. Nevertheless, finding a very specific parameter allowing its specific monitoring in operational conditions is not as simple, as these domains could also be affected by other stresses such as diseases or deficiencies, especially regarding Red-Edge and NIR domains. Further experiments will be needed to test the robustness of these domains or VIs for vine water status monitoring over vineyards that are affected by other types of stresses. However, whatever the results, information from remote sensing tools must always be considered as a decision support tool and will never replace field knowledge and observations

4.5.3 Correlation differences between wavelengths and domains reflectance

Correlations with domains are always weaker than with wavelengths. For example, for plots A and C, LWI computed with wavelengths values leads to a coefficient of determination of 0.62, whereas the same vegetation index computed with average wavelengths in domains leads to a coefficient of determination of 0.19. The best coefficient of determination between MVI and SWP values is 0.48 while between HVI and SWP values it is 0.62. This can be explained by the way domains’ reflectances are computed in averaging the reflectance values of 30 to 250 wavelengths, taking into account Sentinel-2 bands. It can erase some particularly strong correlations that are effective with only certain wavelengths apart. This choice, therefore, has arbitrary aspects and could be improved in the perspective of other explorations. Indeed, the perspective of using finer and more focused domains in areas of interest could give a better result if the objective is of no to use it with data from an already launched satellite.

In this paper, hyperspectral measurements were used to highlight the most relevant domains that can be used with a multispectral satellite such as Sentinel-2. However, this paper also underlines other domains that are not yet present or usable in the current multispectral satellites but could be in the future at a reasonable price for temporal monitoring. For this purpose,

analyses were almost exclusively focused on spectral indices (NDSI, HVI, and MVI). The fact is, with perspectives other than a commercial monitoring service, with the possibilities offered by hyperspectral data, it is possible to implement more specific analysis methods such as Gaussian or Chemometrics processing, which can use the shape of the whole spectrum.

Nowadays, available and affordable commercial satellites for Earth Observation (EO) are multispectral. However, more and more programs deal with the use of hyperspectral satellite for EO. These include the Italian PRecursores IperSpettrale della Missione Applicativa (PRISMA) satellite from the Italian Space Agency, which was launched on 22 March 2019. It has 250 spectral bands from 400 nm to 2500 nm with a spatial resolution of 30 m and a panchromatic acquisition at 5 m. Another European hyperspectral satellite is the Environmental Mapping and Analysis Program (EnMAP), a German hyperspectral satellite, which is in a development and production phase and should be launched in 2021. It has 230 spectral bands from 420 to 2450 nm with a spatial resolution of 30 m and temporal resolution of four days. A last mission can be cited, the Indian Hyperspectral Imaging Satellite (HySIS) with 256 bands from 400 nm to 2400 nm, a spatial resolution of 30 m, and which was launched in 2018.

4.5.4 Correlation differences between plots

The analysis often performs better for plots A and C or plot B apart than with all plots together. For example, the RMSE for ExtraTrees algorithm with plots A and C or Plots B is almost half the size of the RMSE with all plots. It can be explained by the sample variability. Indeed, plots A and C are planted with red grape varieties while plot B is planted with a white one. Moreover, plot B has been less stressed than plots A and C.

The correlations are generally a little more important for plots A and C than for plot B. Moreover, for plot B, the significant wavelengths are almost exclusively those in the SWIR. The very low values of SWP for plots A and C may have affected the leaves' metabolism more and impacted the chlorophyll content and leaves' structure more than plot B. This could explain why Red-Edge and NIR domains are more sensitive for these data as they are related to plant structure and pigment content.

Moreover, some wavelengths appeared to be relevant for plots A and C and for plot B apart, but were no longer when all the plots were grouped together. For example, wavelengths in the "SWIR j" with wavelengths in the "SWIR k" to "SWIR m" seems to be highlighted for plots A and C in Figure 4.17a and for plot B in Figure 4.17b, but in Figure 4.16, these wavelengths no longer appear to be relevant. The same occurs for NDSI with wavelengths in the "SWIR g" and "SWIR h" and NDSI with wavelengths in the "SWIR j" and "SWIR g", which seem to be highlighted in Figure 4.17 but no longer in Figure 4.16. This can be explained by the distribution of the data for each plot, as shown in Figure 4.20 below. Indeed, as in Figure 4.20a, even if an NDSI seems to be well correlated with SWP values for plots A and C ($R^2 = 0.59$) or for plot B ($R^2 = 0.55$), with all plots, the correlation will be lower ($R^2 = 0.33$) as the distribution of the data are not the same for the two data sets. The result is even more obvious in Figure 4.20b,c, where there is almost no correlation when all plots are aggregated ($R^2 = 0.12$ and $R^2 < 0.1$, respectively).

It demonstrates the importance of taking into account the difference between plots or varieties. In fact, varieties react in different ways according to their specifications and adaptations to water stress (Gambetta et al., 2020).

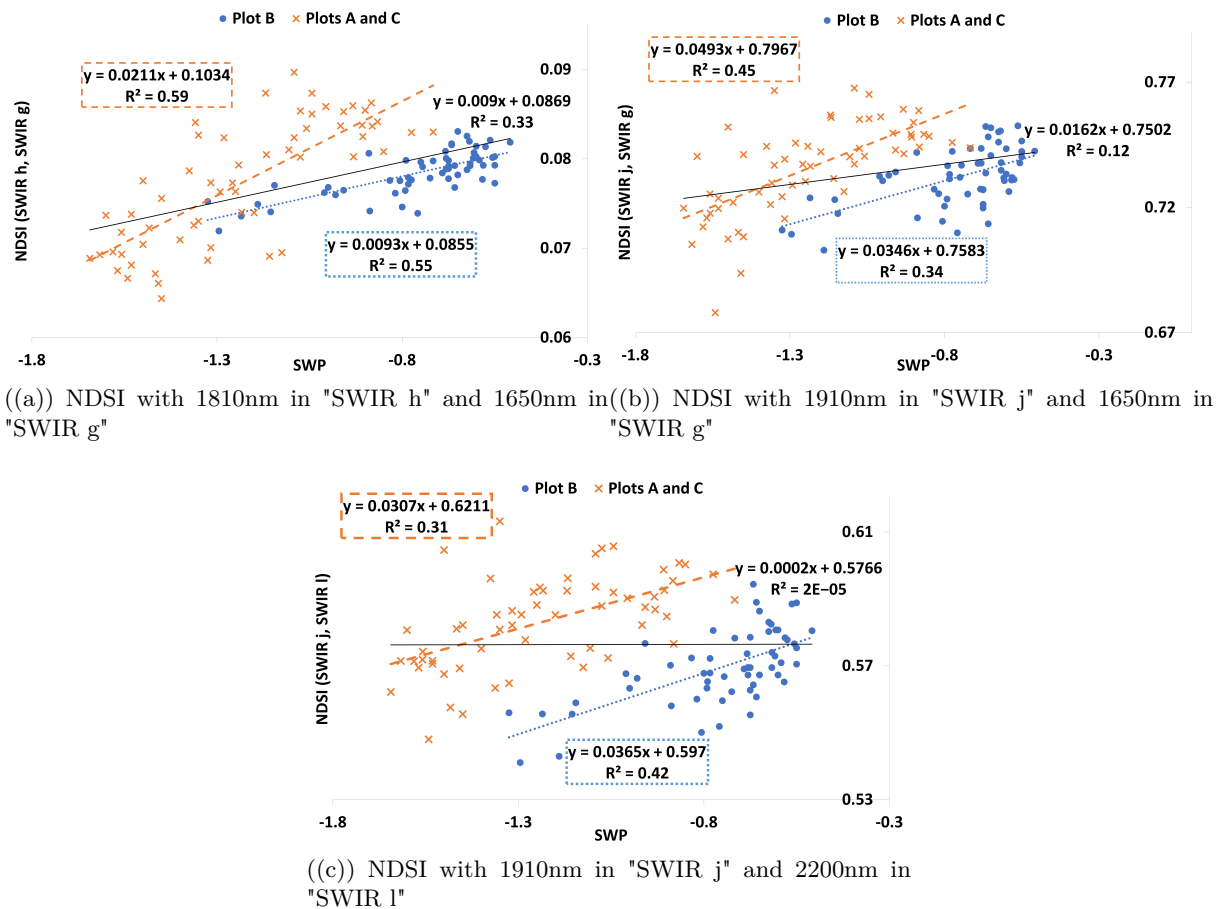


FIGURE 4.20 – Scatterplots showing the relationship obtained between NDSI by wavelengths and SWP values for three examples.

4.5.5 Choice of analysis method

The two chosen analyses do not always show exactly the same results. This may be due to the fact that one (Linear regression) emphasizes linear and the other (ExtraTrees) nonlinear relationships. In addition, Linear regression used one wavelength apart while ExtraTrees used all wavelengths together. Moreover, regarding regression choice, the results are not always very high but remain significant (p -value < 0.0001). It could be reasonable to think about further investigations with the classification method. The results of classifications tests with the SVM algorithm are promising, with accuracy rates up to more than 95% for plots A and C with NDSI by wavelengths (Figure 4.21b) and up to more than 85% with NDSI by domains ($R^2 < 0.6$ for regression correlation coefficient). Moreover, the same domains than those with the regression method seem to be the more efficient (Figure 4.21a), except for the four cases shown as dotted lines. However, the classification of SWP values in three categories can be limited for further investigation. Indeed, these classes are well suitable for the red variety but not for the white one (see Figure 4.7). Moreover, it is not adapted for all development stages (Figure 4.6). Nevertheless, the SWP value distribution of the database used for this study does not allow the creation of more classes, as the number of samples by class would not be well balanced.

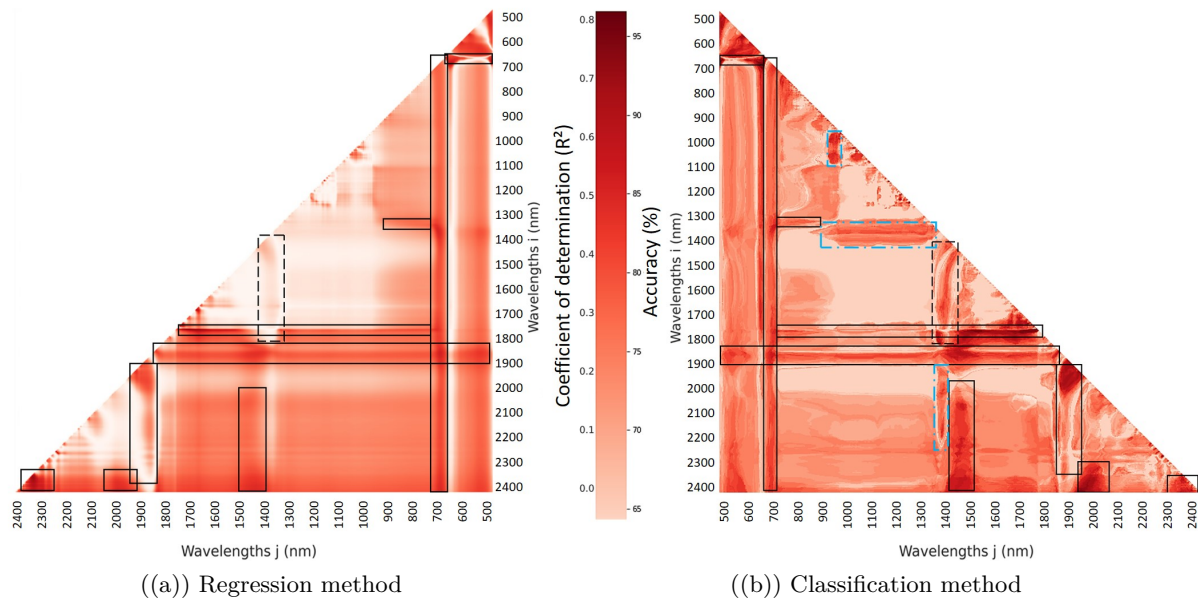


FIGURE 4.21 – Correlation matrix showing coefficient of determination and accuracy between NDSI by wavelengths and SWP values or classes for plots A and C. Same significant domains are highlighted with black line. One domain is more significant with classification than with regression, it is surrounded with black dotted line. Three domains that are not present with regression are surrounded with blue dotted line on classification correlation matrix.

4.5.6 From hyperspectral to multispectral data

As highlighted in the introduction, this work is a step towards our main final objective : to identify the most recommendable spectral domains or VIs for water status monitoring using multispectral satellite imagery. This paper focuses on vine leaves' reflectance, we are aware that the results obtained here cannot be directly extrapolated to data obtained by satellite, as a pixel signature is usually mix of leaves, soil, and shadow signatures. Moreover, each multispectral band takes into account several wavelengths according to a distribution function specific to each band and each sensor.

In order to provide an intermediate step in terms of spatial resolution between leaves' spectra and satellite imagery, additional measurements were also made on the vine canopy (about 30 cm above, at arm's length) during the field campaign. The measured reflectance is, in this case, no longer related to pure end-members, but rather, is a mixture of vine leaves, soil under the vine row, and shadows.

The final canopy database is composed of 113 spectra. These data were analyzed following the methodology described in the paper and results globally show the same trend as for leaves' spectra but with much lower levels of significance. This can be explained by the mixture effect and/or the environmental conditions (unstable weather with cloud passing by, three operators with possible differences in height above the foliage during the measurement, difference in the height of the foliage within the plots, etc.). For instance, in Figure 4.22, one can see that the feature importance algorithm highlights nearly all the same domains but with feature importance values four times smaller. The two differences are located around 1750 and 2000 nm (dotted lines in Figure 4.22).

In the further transition from hyperspectral acquisition to multispectral images, we can expect other impacts on the significance of the results. A future work could be the first to mimic Sentinel-2 sensors, for example, taking the distribution functions of each band.

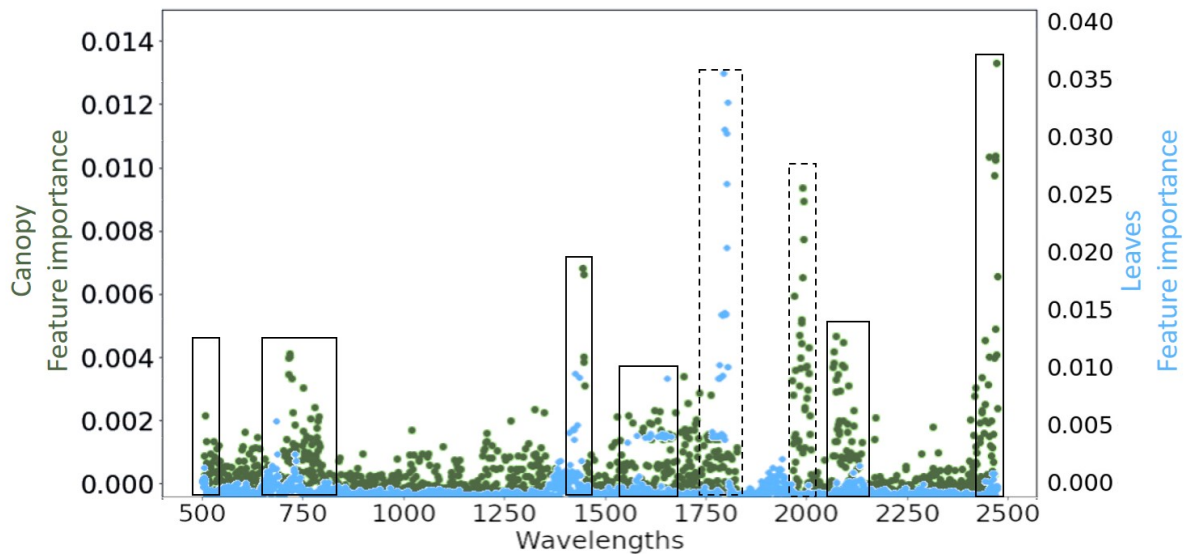


FIGURE 4.22 – Feature importance with ExtraTrees Regressor methods for all plots with leaves and canopy reflectance. Same highlighted domains are surrounded by black lines, differences are surrounded by dotted lines.

4.6 Conclusion

This paper investigates which spectral domains appear to be the most relevant to assess vine water status. In order to achieve this goal, leaves' hyperspectral reflectance were measured between 350 nm and 2500 nm on four vine plots with different amounts of water every two weeks from July to August. Correlations were searched with the regression method between leaves' reflectance and a measure of vine water status, the SWP. First, results show the relevance of the SWIR domain, which is directly sensitive to water content. Additional results also reveal the benefits of the NIR and Red-Edge bands, which are indirectly linked with water content through its impact on chlorophyll content and cell structure. The ultimate goal of the project is to verify the effectiveness of using Sentinel-2 images to monitor vine water status. The most relevant multispectral vegetation indices that can be used with Sentinel-2 appear to be those with NIR and Red-Edge bands (REP, NDRE2, and RECAI) and those with NIR and SWIR bands (NDII and MSI).

The longer-term objective would be to verify whether the spectral bands present in Sentinel-2 would allow the water status of the vineyards to be monitored. Further researches are in progress using Sentinel-2 images to investigate vegetation indices as well as machine learning methods (regression and classification) and test data from several years and locations. The aim is to provide temporal and spatial monitoring of vineyard water status at a large scale.

Chapitre 5

Analyse complémentaire des mesures hyperspectrales sur la canopée

5.1 Introduction

Le chapitre précédent s'est concentré essentiellement sur le lien entre la réponse spectrale des feuilles et le statut hydrique. L'utilisation d'une pince à feuille pour effectuer la mesure permet d'obtenir un signal pur et donc de bien caractériser l'évolution du signal en fonction des caractéristiques biophysiques et biochimiques des feuilles. En revanche cette approche ne permet pas de vérifier la cohérence d'un signal mélangé, incluant à la fois une composante des feuilles (qui peuvent elles-mêmes présenter plusieurs états légèrement différents) et du sol par exemple. La section 4.5.6 du chapitre précédent a permis de commencer à explorer et discuter les résultats obtenus avec les mesures sur la canopée en utilisant le modèle de régression non linéaire ExtraTrees et son paramètre Feature Importance. Ces premiers résultats montrent que les domaines spectraux permettant de faire le lien efficacement avec les potentiels de tige sont les mêmes aussi bien pour les feuilles que pour la canopée (Vert, Red-Edge et SWIR). Ce deuxième chapitre vient compléter ces premières observations en recherchant les liens entre (1) les valeurs de potentiel de tige et les valeurs de réflectance par longueur d'onde ou par domaine spectral avec un modèle de régression linéaire, et (2) les classes de potentiel de tige et les domaines spectraux avec un modèle de classification SVM comme décrit dans la section 4.3 et présenté dans la section 4.5.5.

5.2 Matériels et méthodes

Contrairement à la prise de mesures sur les feuilles (utilisation de la pince à feuille, Figure 5.1(a) gauche), les mesures sur la canopée ont été réalisées en tenant la fibre optique à bout de bras, environ 30cm au-dessus des feuilles (Figure 5.1(b) droite). Le "pistol grip" fourni par la société ASD a été utilisé pour tenir et aligner à la verticale la fibre optique. Les mesures ont été réalisées sans réducteur de champ (FOV de 25 environ) et autant que possible avec un ciel clair et dégagé. Un étalonnage du spectro-radiomètre (dark et white avec une mesure de la référence Spectralon) a été faite régulièrement (environ toutes les 15 minutes) pour minimiser les variations environnementales. Les mesures ont été faites de façon systématique, avec un pas régulier le long des rangs, sans prendre en compte la variabilité de couvert végétal par exemple.



FIGURE 5.1 – Illustration de la prise des mesures hyperspectrales sur les feuilles (a) et au-dessus de la canopée (b).

Les mesures au-dessus de la canopée sont réalisées des deux cotés de l'inter-rang à droite et à gauche pour pouvoir rendre compte des différentes expositions du feuillage (Figure 5.2). Les données ainsi mesurées au-dessus de la canopée sont moyennées sur les rangs deux à deux c'est à dire pour chaque coté de l'inter-rang (rang A et B ensemble par exemple). Les potentiels de tige mesurés sur l'un des rangs sont également moyennés. La base de données ainsi collectée représente 113 échantillons. Chaque échantillon est constitué d'un spectre qui est le résultat de la moyenne de 50 spectres et d'une valeur de potentiel de tige (PT) qui est le résultat de la moyenne des trois ou quatre PT.

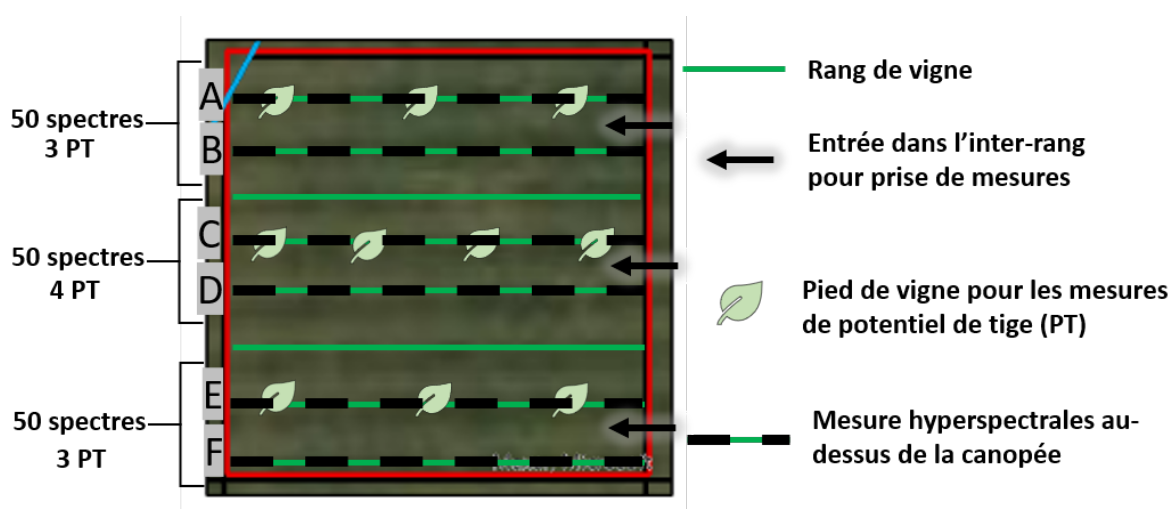


FIGURE 5.2 – Schéma de la prise de mesure hyperspectrale au-dessus de la canopée.

Différents types de régression sont ensuite réalisés entre les réflectances moyennées pour chaque longueur d'onde ou de chaque domaine de longueur d'onde et les potentiels de tige moyennés comme expliqué dans la section 4.3.2.

5.3 Résultats

Deux exemples représentatifs des résultats obtenus sont décrits ci-dessous.

Sur la Figure 5.3, on remarque tout d'abord les valeurs de R^2 globalement très faibles (<0.2 contre 0.45 avec les mesures sur les feuilles dans la Figure 4.12). Les valeurs significatives (p -value<0.0001) se situent dans les domaines Rouge, Red-Edge et SWIR_j.

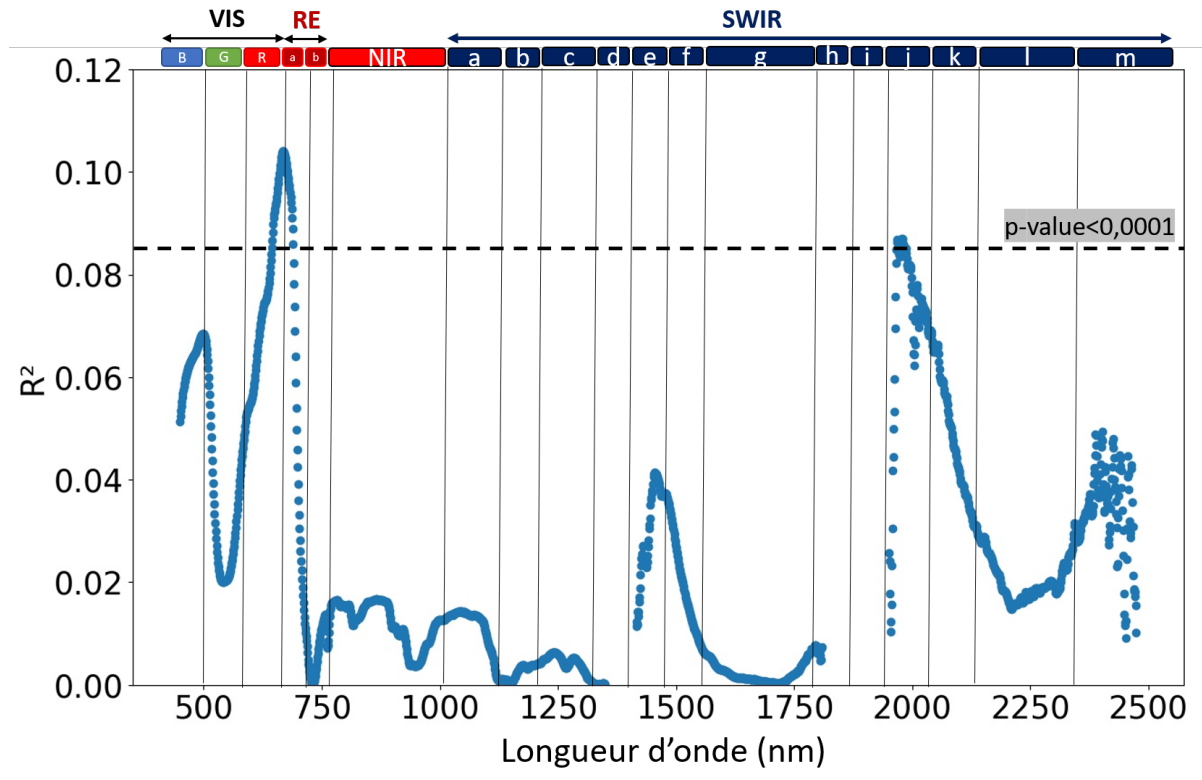


FIGURE 5.3 – Coefficients de détermination entre les reflectances de chaque longueur d'onde mesurée au-dessus de la canopée et les potentiels de tige pour toute la base de donnée.

D'après la Figure 5.4, les NDSI dont les R^2 avec les valeurs de potentiels de tige sont significatifs sont ceux utilisant les domaines SWIR_d avec SWIR_c, SWIR_g avec SWIR_f et SWIR_l avec SWIR_k. Les coefficients de détermination dépassent les 0.2 mais restent plus faibles qu'avec les mesures sur les feuilles (R^2 supérieurs à 0.4 dans la Figure 4.18).

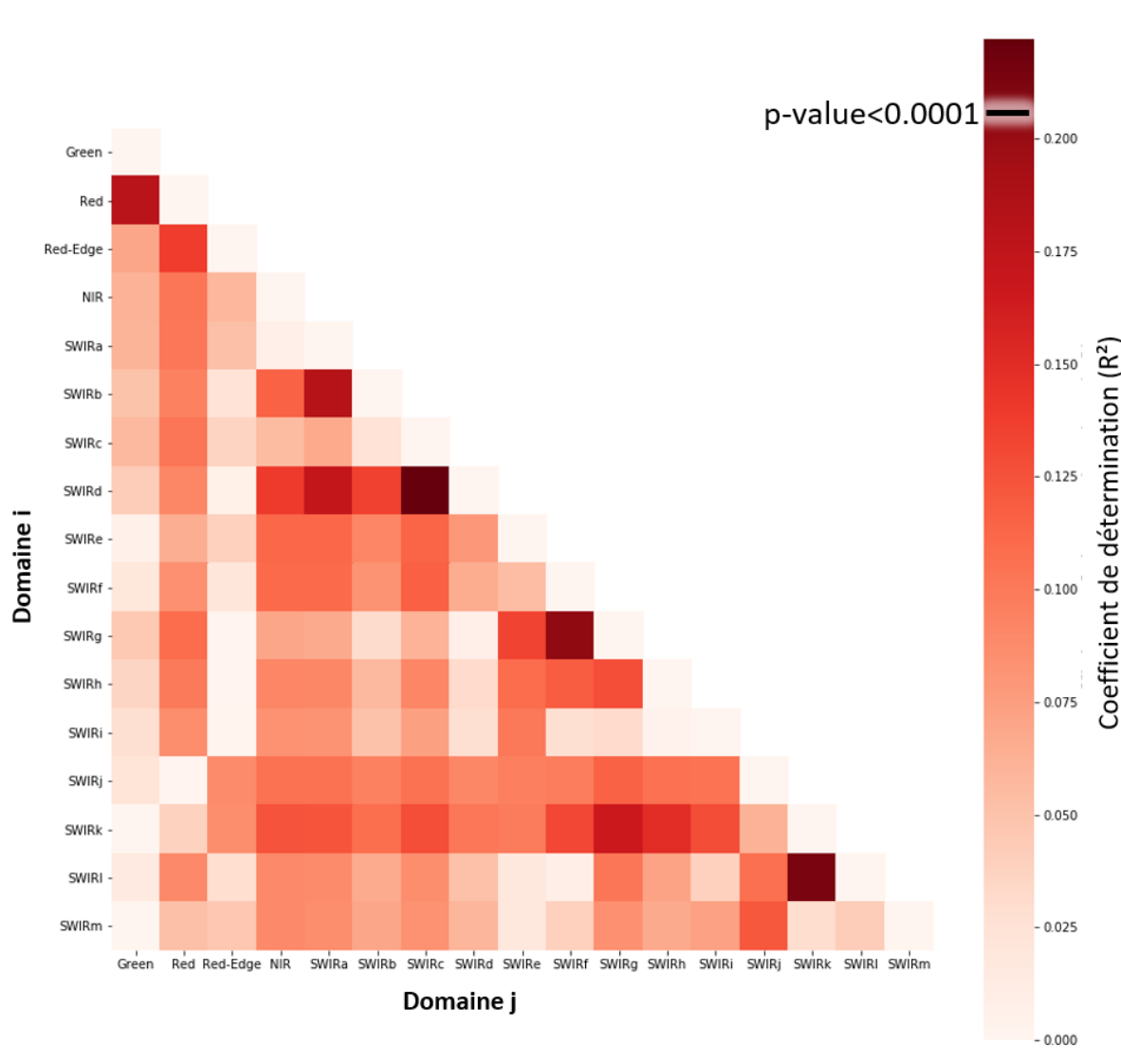


FIGURE 5.4 – Coefficients de détermination entre les réflectances de la canopée moyennées par domaines spectraux et les potentiels de tige pour toute la base de données.

5.4 Discussion et conclusion

En analysant les données hyperspectrales prises au-dessus de la canopée en suivant la méthodologie développée pour les spectres de feuilles, même si les modèles sont globalement moins performants on identifie également les domaines du Red-Edge et SWIR comme étant liés au statut hydrique de la vigne. Le fait d'introduire de la variabilité dans le signal, mixte de feuille, sol et ombre, entraîne plus de variations spectrales qui ne sont pas liées au phénomène étudié. De plus, d'autres paramètres peuvent également expliquer ces moindres performances, en effet, les conditions d'éclairage et la hauteur de mesure à bout de bras étant difficile à maîtriser en extérieur, on ne peut pas exclure des biais dans les données acquises au-dessus de la canopée (variabilité du couvert végétal ou de la luminosité par exemple). Afin de pallier ces inconvénients on peut donc se tourner vers de la télédétection par drone avec des résolutions autour de 10cm qui permettent d'obtenir des pixels purs de vigne mais avec potentiellement les mêmes problèmes de variabilité de luminosité par exemple au cours du vol dans une parcelle. L'autre solution est de passer à de la télédétection à plus basse résolution spatiale (autour de 10m) afin de pouvoir capturer toute l'information d'une grande zone en un seul passage.

Conclusion de la partie II

Cette partie avait pour but de déterminer les domaines spectraux qui semblent être les plus pertinents pour évaluer l'état hydrique de la vigne. Pour atteindre cet objectif, la réflectance des feuilles et de la canopée a été mesurée entre 350 nm et 2500 nm sur quatre parcelles de vigne toutes les deux semaines de juillet à août. Des corrélations ont été recherchées avec des méthodes de régression entre la réflectance des feuilles et de la canopée et une mesure in situ de l'état hydrique de la vigne : le potentiel de tige. Les résultats montrent d'abord la pertinence du domaine SWIR, qui est directement sensible à la teneur en eau. D'autres résultats révèlent également l'intérêt des bandes NIR et Red-Edge, qui sont indirectement liées à la teneur en eau par son impact sur la teneur en chlorophylle et la structure cellulaire. En conséquence, les indices de végétation multispectraux les plus pertinents qui peuvent être utilisés avec Sentinel-2 sont ceux avec les bandes NIR et Red-Edge (REP, NDRE2, et RECAI) et ceux avec les bandes NIR et SWIR (NDII et MSI). Une classification des potentiels de tige a été envisagée avec des résultats prometteurs avec les mesures sur les feuilles (précision > 90% avec des NDSI), seulement cette classification en 3 classes serait peut-être trop restrictive et ne permettrait pas une bonne appréhension du statut hydrique pour tous les stades et tous les types de vin. Enfin, les mesures réalisées au-dessus de la canopée ont également permis de mettre en évidence le domaine du SWIR et du Red-Edge avec des performances moindres.

Troisième partie

Potentialité des images satellites pour le suivi du statut hydrique de la vigne

Introduction de la partie III

Dans la deuxième partie nous avons pu démontrer le lien entre plusieurs domaines spectraux (Vert, Rouge, Red-Edge, Nir et SWIR) et le statut hydrique de la vigne grâce à des mesures hyperspectrales réalisées en parallèle de mesures de potentiel de tige. La simulation de données multispectrales réalisée en moyennant les données par domaines spectraux a également permis de confirmer ces mêmes domaines. Dans l'optique d'un futur service, il convient maintenant de vérifier si les données issues de capteurs satellites peuvent être pertinentes pour mesurer le statut hydrique de la vigne de façon automatique et à grande échelle.

Le premier chapitre de cette troisième partie commence par le deuxième article publié dans *Remote Sensing*. Il se concentre sur l'utilisation du satellite Sentinel-2 (avec des résolutions temporelles, spectrales et spatiales prometteuses) et les mesures de potentiel de tiges réalisées entre 2018 et 2020 sur 36 parcelles dans la région méditerranéenne. 38 images Sentinel-2 ont pu être utilisées (sans nuage et disponibles à une date proche de la mesure de potentiel de tige) pour établir un modèle de régression entre les valeurs de réflectance des bandes ou des indices de végétation et les valeurs de potentiel de tige. Le deuxième chapitre étend les résultats de l'article en évaluant la pertinence de modèles de classification pour prédire des classes de potentiel de tige à partir des valeurs de réflectance des bandes ou des indices de végétation. Enfin le troisième chapitre complète ces données par la simulation, à partir des données hyperspectrales réalisées en 2019, de différents capteurs satellites disponibles pour le suivi de la végétation. Il s'agit ici de vérifier la potentialité d'autres capteurs satellites généralement utilisés en agriculture.

Chapitre 6

Vers un suivi du statut hydrique de la vigne à grande échelle avec les images Sentinel-2

Résumé en français

La viticulture doit s'adapter pour faire face au changement climatique. En effet, le manque d'eau devient de plus en plus important dans de nombreuses régions. Les vignobles, situés dans des zones sèches depuis des décennies, ont besoin de variétés spéciales résistantes et/ou d'un approvisionnement en eau suffisant aux étapes clés du développement de la vigne en cas de sécheresse grave. En pratique, avec le changement climatique et la diminution de la disponibilité de l'eau, certaines régions viticoles sont confrontées à des difficultés en raison de l'utilisation de variétés inadaptées, d'une mauvaise gestion des vignes ou d'un accès limité à la ressource en eau. Des outils d'aide à la décision sont donc nécessaires pour optimiser l'utilisation de l'eau ou pour adapter les pratiques agronomiques.

Cette étude vise à surveiller l'état hydrique des vignes à grande échelle à l'aide d'images Sentinel-2. L'objectif est de fournir une solution permettant d'obtenir des informations spatialisées et temporelles tout au long de la saison sur l'état hydrique des vignes. Pour cela, trente-six parcelles ont été suivies sur trois ans (2018, 2019 et 2020). L'état hydrique de la vigne a été mesuré avec le potentiel hydrique de tige sur le terrain, du stade petit pois au stade de la maturation. Simultanément, les images Sentinel-2 disponibles ont été téléchargées et traitées pour extraire les valeurs de réflectance des bandes et calculer les indices de végétation. Dans notre étude, nous avons testé cinq algorithmes d'apprentissage automatique par régression supervisée pour trouver les relations possibles entre le potentiel hydrique de tige et les données acquises à partir des images Sentinel-2 (valeurs de réflectance des bandes et indices de végétation). Le modèle de régression utilisant les bandes Rouge, NIR, Red-Edge et SWIR a donné le meilleur résultat pour prédire le potentiel hydrique de tige ($R^2 = 0.40$, $RMSE = 0.26$).

Article 2 : Towards vine water status monitoring on a large scale using Sentinel-2 images

Published in the Special Issue of *Remote Sensing : Remote and Proximal Sensing for Precision Agriculture and Viticulture*. 2021 ; 13(9) :1837. DOI:10.3390/rs13091837

Eve Laroche-Pinel^{1,2,3}, Mohanad Albughdadi¹, Sylvie Duthoit¹, Anne D. Costard¹, Jacques Rousseau⁴, Veronique Cheret^{2,3}, and Harold Clenet^{2,3}

¹ TerraNIS, 12 Avenue de l'Europe, F-31520 Ramonville Saint-Agne, France

² Ecole d'Ingénieurs de Purpan, 75 voie du TOEC, F-31076 Toulouse, France

³ Université de Toulouse, INRAE, UMR DYNAFOR, F-31326 Castanet-Tolosan, France

⁴ Groupe - Institut Coopératif du vin, La Jasse de Maurin, F-34970 Montpellier, France

Abstract : Wine growing needs to adapt to confront climate change. In fact, the lack of water becomes more and more important in many regions. Whereas vineyards have been located in dry areas for decades, so they need special resilient varieties and/or a sufficient water supply at key development stages in case of severe drought. With climate change and the decrease of water availability, some vineyard regions face difficulties because of unsuitable variety, wrong vine management or due to the limited water access. Decision support tools are therefore required to optimize water use or to adapt agronomic practices. This study aimed at monitoring vine water status at a large scale with Sentinel-2 images. The goal was to provide a solution that would give spatialized and temporal information throughout the season on the water status of the vines. For this purpose, thirty six plots were monitored in total over three years (2018, 2019 and 2020). Vine water status was measured with stem water potential in field measurements from pea size to ripening stage. Simultaneously, Sentinel-2 images were downloaded and processed to extract band reflectance values and compute vegetation indices. In our study, we tested five supervised regression machine learning algorithms to find possible relationships between stem water potential and data acquired from Sentinel-2 images (bands reflectance values and vegetation indices). Regression model using Red, NIR, Red-Edge and SWIR bands gave promising result to predict stem water potential ($R^2 = 0.40$, $RMSE = 0.26$).

Keyword :vineyard ; water status ; Sentinel-2 ; precision viticulture

6.1 Introduction

Water management is an important factor for wine growing especially in the Mediterranean regions. Vineyards, in these regions, require a sufficient amount of water in key development

stages such as flowering, veraison and berry growth (Ramos et al., 2020; Van Leeuwen & Darriet, 2016). However, episodes of drought have significantly impacted Mediterranean vineyards leading to yield loss and irreversible damages over the last few years (Chaves et al., 2007; Costa et al., 2007). These constraints increase the considerations on the development of irrigation systems (Gorguner & Kavvas, 2020). However, in numerous regions water restrictions are set up due to the lack of water or to AOC (Protected Designation of Origin) specifications. It is therefore essential to manage efficiently water supply in order to stick to the recommendations to both preserve water resource as well as yield and quality targets on vineyards. In addition, considerable thoughts are ongoing in regions that are increasingly suffering from drought such as those mentioned in the review (Medrano et al., 2015) which describes solutions to improve water use efficiency. Proposed solutions include changes in agronomic practice (increasing soil water storage capacity, reducing direct soil water loss, using cover crops) and genetic improvements. Adaptive strategies (Bernardo et al., 2018) are also used to cope with environmental stress such as precision viticulture (use of decision models or field captors) or in field technique (application of protective compounds). Multi-level strategies are also proposed to promote sustainable water use from the plant management to the consumer (Costa et al., 2015).

In this context, decision-support tools play a very important role in water status monitoring for vineyards. These tools allow following the evolution of the vine water status through the season and focus water supply on some areas or plots which suffer the most of water stress. They also could legitimize authorization requests for water supply but also provide proof of reasonable use of irrigation. Furthermore, a spatialized information could be used to adapt some cultural practices and to map the evolution between different dates.

In order to do that, remote sensing could be advantageous in particular with the availability of Sentinel-2 (S2) constellation data (Addabbo et al., 2016). Its free availability combined with its revisit frequency of 5 days are well suited for monitoring vineyard during all development stages, making it a powerful tool for a low cost service (Segarra et al., 2020). The other advantage of the S2 sensor is its spectral resolution with 3 bands in the visible domains (Blue, Green and Red), 3 bands in the Red-Edge (RE), 2 in the Near-Infrared (NIR) and 2 in the Shortwave Infrared (SWIR). This is a benefit compared to other satellites as those domains have the potential to provide critical insights on vegetation behaviour (Segarra et al., 2020).

Various studies have demonstrated the capacity of S2 images to analyze vineyard vegetation. According to (Devaux et al., 2019), S2 can be powerful to monitor vine development with a high temporal resolution and the utility of S2 spatial resolution have been proved by (Di Gennaro et al., 2019). Moreover, an estimation of crop coefficient (K_c) was done with S2 time-series by (Rozenstein et al., 2018) and another study already proved the feasibility of qualifying the impact of heatwaves on irrigated vineyard using S2 images ((Cogato et al., 2019)). To our knowledge, only one recent study has evaluated the potential of S2 images to directly estimate vineyard water status (Cohen et al., 2019). This study highlighted good relationship between stem water potential (SWP) and vegetation indices (VI) using NIR and SWIR regions in 82 vineyard in 2017.

The SWIR domains are known to be related to water concentration in plants (Seelig et al., 2008; Zovko et al., 2019; Ceccato et al., 2001; Das et al., 2020) as they correspond to the vibrations of the O–H stretch in water molecules (Zovko et al., 2019). The NIR domains also react to water status as they can be affected by leaf morphology and structure (Kim et al., 2015). Another spectral domain often related to water content is the Red-Edge as it is related to leaf chlorophyll concentration (Main et al., 2011; Behmann et al., 2014; Matese & Di Gennaro, 2015), which can in turn be linked to the plant water concentration (Tilling et al., 2007; Li et al., 2018). A previous study using hyperspectral field measurements has already validated these three spectral domains to be linked with vineyard stem water potential (Laroche-Pinel et al., 2021a).

In order to monitor vegetation, VI are commonly used since decades starting with the Nor-

malized Difference Vegetation Index (NDVI) (Rouse et al., 1973). To predict water status, a previous study relied on a relationship between NDVI and crop coefficients (Rienth & Scholasch, 2019) but others studies highlighted VI with RE and SWIR positions to be more related to vine water status (Romero et al., 2018; Cohen et al., 2019). Besides, as it becomes easier to implement Artificial Intelligence algorithms, more and more studies focus on the use of machine learning that uses all available spectral bands. This allows to take into account all the information included in the spectra (Ferrant et al., 2017; Loggenberg et al., 2018; Schmitter et al., 2017). There are nevertheless still obstacles to their operational use, especially considering their integration into automatic processing chains already in place in companies for example.

This paper investigates the potential of using S2 images to predict and monitor vine water status throughout the growing season on a large scale with a high temporal resolution. The database used in this study is composed of 36 vine plots in Mediterranean regions in the south of France with several grape varieties and grass management over three years (2018, 2019, 2020). Stem water potentials allowing to estimate vine water status were measured in the field from pea-size to harvest and S2 L2A images were downloaded at the closest dates. The objective is to find the best machine learning algorithm and the best feature to use Vegetation Index or reflectance bands values to predict stem water potential values of Mediterranean vineyard monitored during 3 years.

6.2 Materials & Methods

Figure 6.1 presents the materials and methodology used in this study. The first step is the data acquisition including S2 images acquisition and vine water status measurements on vine subplots (Section 6.2.1). Then the data preprocessing (Section 6.2.2) consists of resampling and merging S2 images as well as average the SWP values at the subplot-level.

In order to predict the water status with S2 images, two feature types were extracted from the images. The first one is the reflectance values of the bands. The second feature type is a set of selected VIs that are known to be correlated with water status (see Section 6.2.3 for more details).

Finally, analyses were performed in two steps. The first step evaluates the performance of multiple supervised regression algorithms to predict the SWP using S2 bands or VIs (Section 6.2.4). The aim is to determine the best feature type (S2 bands values or VI) and the best algorithm to use in order to predict SWP values in terms of accuracy but also versatility for the whole dataset (the one that works best in most cases). The second step explores the best models (Section 6.2.4) in terms of features importance (which S2 bands are needed) and analyzes data distribution.

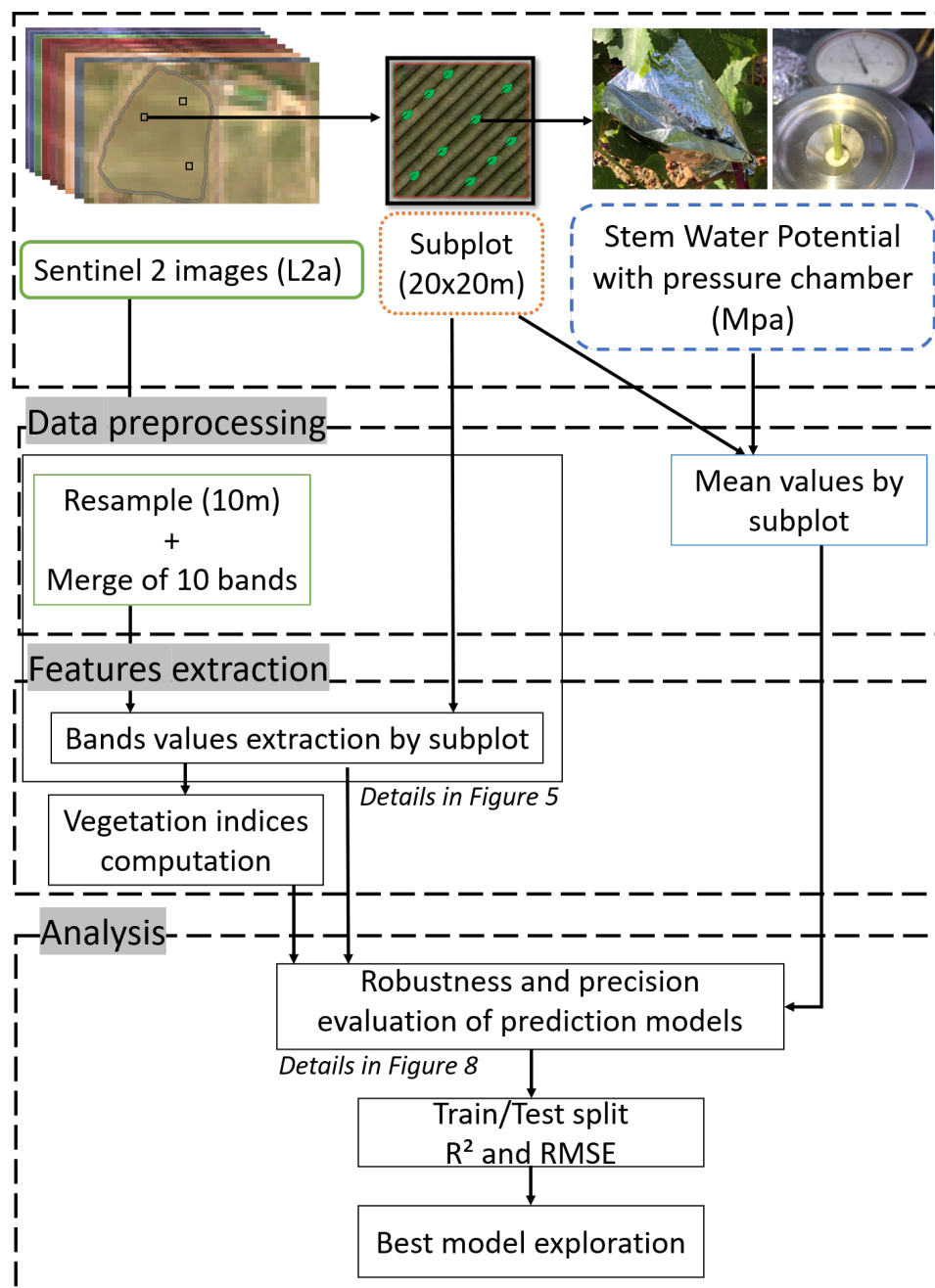
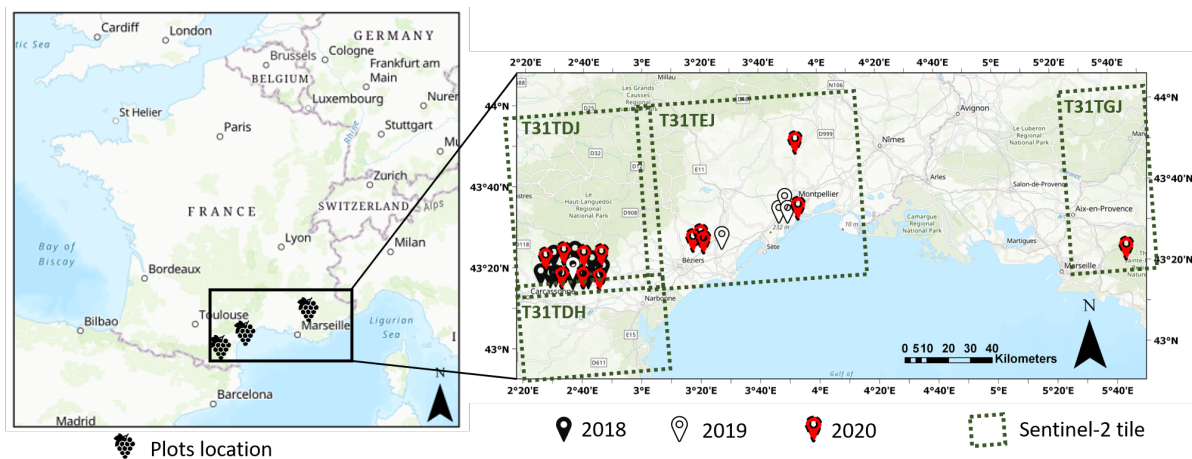


FIGURE 6.1 – Flowchart of the method from the features extraction to the analysis step.

6.2.1 Data acquisition

Study Sites

The study was conducted over three years with thirty six vine plots in the South of France (Figure 6.2). Most of the data were acquired on Syrah variety, one of the most common red grape varieties in the Mediterranean region. However, in order to complete the database, several other varieties were added during the study. In 2018, the measurements were focused on eleven vine plots with Syrah variety in the Minervois AOC area near Carcassonne. In 2019, five vine plots have been chosen with Syrah, Grenache and Chardonnay varieties near Carcassonne, Beziers and Montpellier. In 2020, twenty vine plots with six vine varieties were monitored near these previous city but also near Marseille.



Sources: Esri, Airbus DS, USGS, NGA, NASA, CGIAR, N Robinson, NCEAS, NLS, OS, NMA, Geodatastyrelsen, Rijkswaterstaat, GSA, Geoland, FEMA, Intermap and the GIS user community

FIGURE 6.2 – Location of the study vine plots for 2018, 2019 and 2020 and position of the corresponding S2 tiles.

Plots were all about 1 ha in area and in majority ungrassed (67%) and are all managed in bilateral cordon with an inter-row distance of 2 or 2.5 m and an inter-vine distance of 1 m. An example of three inter-row management is given in Figure 6.3. Particular attention has been paid to choose plots with no evident sign of diseases such as esca, Black dead arm or chlorosis.



FIGURE 6.3 – Inter-row management example. (a) Plot ungrassed. (b) Plot with grass one row on two. (c) Plot totally grassed.

Our study spans over three years with different types of vintage being represented. The year 2018 was a particularly exceptional year in terms of precipitation until June (2nd wettest year since 1975 with a cumulative precipitation of 971mm) but with a heatwave event in the beginning of August (Conseil Départemental de l'Hérault, 2019). The year 2019 was a very dry year (4th driest year since 1950) with a cumulative rainfall of 400 mm, i.e., 2 times less than in 2018. Additionally average temperatures from July to October were above normal with a difference up to 2°C (Conseil Départemental de l'Hérault, 2019). The year 2020 was similar to 2019, i.e., quite dry, but with a more humid spring (Conseil départemental de l'Hérault, 2020). Table 6.1 gives details for the months related to the vine development. Particularities are highlighted in red for a lack of water or warm temperatures, blue for too much water and cool temperatures, green for normal data and brown for contrasting rainfall or temperatures.

TABLE 6.1 – Summary of the weather from May to September for 2018, 2019 and 2020 adapted from technical reports of Departmental Council of the Hérault region. Particularities are highlighted in red for a lack of water or warm temperatures, blue for too much water and cool temperatures, green for normal data and brown for contrasting rainfall or temperatures.

Year	Month	Rainfall	Temperatures	Events
2018	May	Very excessive	Alternating hot and cold	Thunderstorms, hail and snow
	June	Very excessive	In accordance with season	
	July	No rainfall	Mild to warm	Storms, heatwave 1st week
	August	Normal	Very hot	
	September	Very low	Very hot	
2019	May	Deficit	Cool to very cool	Heatwave last week Heatwave, hail and fire
	June	Deficit	Average to cool	
	July	Deficit	Very hot	
	August	Deficit	Hot to very hot	
	September	Constrasting	Warm to very warm	
2020	May	Heterogeneous	Mild to hot	Hail and fires
	June	Heterogeneous	Cool, warm last week	
	July	Poor	Warm to hot	
	August	Heterogeneous	Warm	
	September	Heterogeneous	Warm	

Experimental Design

In each vine plot, from one to six subplots of 20x20m were defined for data acquisition. The number and location of the subplots were chosen according to three main criteria : (1) the S2 20m pixel grid in order to have a good representation of the variability in the entire pixel, (2) plot soil and/or vegetation variability as reported by agronomic expert or vine-growers and (3) the time needed to perform the SWP measurements in the field (example in Figure 6.4). Vis for SWP measurements were selected in order to have a good representation of the entire pixel and according to the rows orientation inside the pixel.

Table 6.2 gives details about the number of plots and subplots for each year, by inter-row management and by variety. As expected, the Syrah variety is the most represented as it is the most common in the region but other grape varieties were added during the investigation in order to increase the variability within the database.

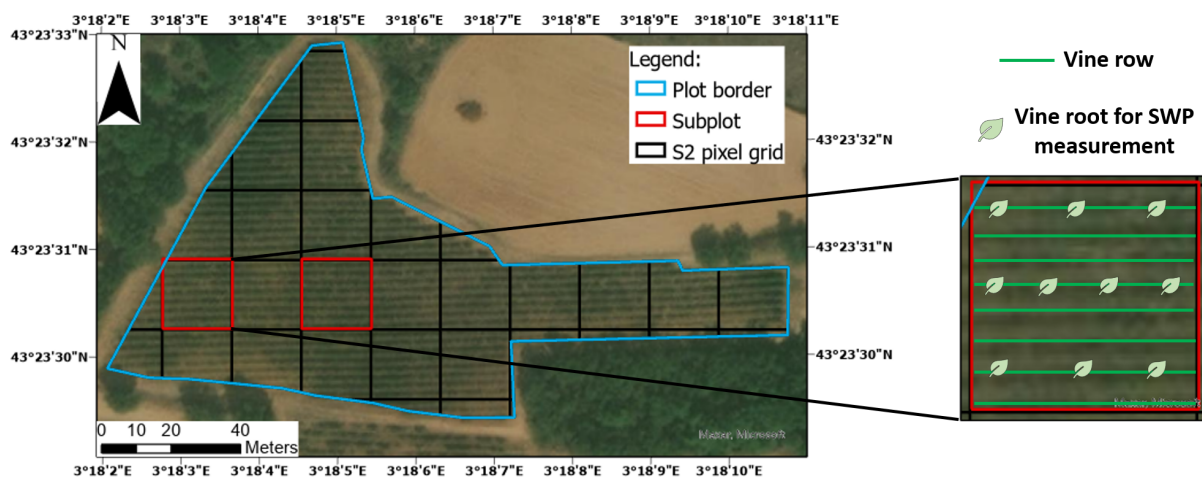


FIGURE 6.4 – Example of 2 subplots in a plot and location of 10 SWP measurements in a subplot. The number and location of the subplots are chosen according to (1) the S2 20m pixel grid in order to have a good representation of the variability in the entire pixel, (2) plot soil and/or vegetation variability as reported by agronomic expert or vine-growers and (3) the time needed to perform the SWP measurements in the field. Vis for SWP measurements were selected in order to have a good representation of the entire pixel and according to the rows orientation inside the pixel.

TABLE 6.2 – Number of grass, ungrass and total plot and subplot for each year and their grape variety.

	2018		2019		2020		Total	
	Plot	Subplot	Plot	Subplot	Plot	Subplot	Plot	Subplot
Total	11	18	5	32	20	53	36	103
Inter-row management								
Grass	4	7	0	0	8	20	12	27
No grass	7	11	5	32	12	33	24	76
Grape Variety								
Syrah	11	18	3	19	7	18	21	55
Grenache	0	0	1	6	1	2	2	8
Chardonnay	0	0	1	7	0	0	1	7
Merlot	0	0	0	0	1	3	1	3
Cabernet Sauvignon	0	0	0	0	2	5	2	5
Caladoc	0	0	0	0	1	6	1	6
Mourvèdre	0	0	0	0	1	1	1	1

Water Status

In order to assess the water status of the vine subplot, the stem water potential was measured on several vis (rSWP) as explained in (Laroche-Pinel et al., 2021a). The steps of the measurement are described below :

- Bagging mature leaves at 10 a.m. in order to close stomata and balance the sap pressure between plant and leaf;
- Removing leaf with stem 3 or 4 h after, and set up quickly in the pressure chamber ;

- Recording the pressure in MegaPascal (MPa) required to squeeze the first drop of sap out of the stem.

Between five and ten stems were measured (one stem by root) in each subplot as shown in Figure 6.4 which represents more than 3200 rSWP measurements in total for the three years. Measurements were carried out in maximum in 3 rows to optimize the time in the field while trying to take into account the variability inside the subplot. Values range from 0 for water comfort to -2 MPa for extreme water stress.

Sentinel-2 Images

The S2 images were acquired over the studied vine plots and processed in L2A level (Gatti & Bertolini, 2016; Donadieu & L’Helguen, 2016) from the THEIA platform (theia.cnes.fr/, online accessed on the 6 January 2021). This platform was created at the end of 2012 by 9 French public institutions involved in earth observation and environmental sciences. This scientific and technical structure aims to facilitate the use of satellite images by making them available to the scientific community. It provides Sentinel-2 surface reflectances for each available date, corrected for atmospheric effects using the MAJA processing chain (Hagolle et al., 2015), and complemented with a cloud mask (Baetens et al., 2019). The images were chosen according to two criteria : (1) no cloud covering over the subplots and (2) a maximum of 5 days between the image date and the SWP measurement date. 80% of the samples had no more than 2 days apart between the field measurements and the date of the image. These multispectral optical images include 13 spectral bands in the visible, the near infra-red (NIR) and the shortwave-infrared (SWIR) spectral region (European Space Agency, 2017). 10 bands were used in this study with a spatial resolution of 10m and 20 m. The three other bands were not adapted for this study considering their spatial (60 m) and spectral resolution (in the atmospheric absorption domains for example). Details about the spectral and spatial resolutions of the bands used for the analysis are described in Table 6.3.

TABLE 6.3 – Sentinel-2A spectral and spatial resolution of bands used in this study

Band	Spectral region	Wavelength range (nm)	Spatial resolution
B2	Blue	458-523	10m
B3	Green	543-578	10m
B4	Red	650-680	10m
B5	Red-Edge 1	698-713	20m
B6	Red-Edge 2	733-748	20m
B7	Near Infrared	779-793	20m
B8	Near Infrared	785-899	10m
B8a	Near Infrared	855-875	20m
B11	Shortwave Infrared	1565-1655	20m
B12	Shortwave Infrared	2100-2280	20m

In total, 306 S2 images were available from June to September on the 4 concerned tiles (Figure 6.2) for 2018, 2019 and 2020. Taking into account our 2 criteria (no cloud and close to field measurements dates), 38 images were kept. Details of the dates of these images for each year and each tile are given in Table 6.4.

TABLE 6.4 – Dates of the S2 images used for 2018, 2019 and 2020 for each S2 tile. Images were chosen among all the images available as there is no cloud over the subplots and the date is close to the in field measurements (Maximum difference of 5 days).

S2 tile	Year of study	June	July	August	September
T31TDH/TDJ	2018	27th and 30th	30th	1st	8th and 10th
	2019	17th	5th, 17th and 25th	14th	
	2020	19th and 21st	1st, 4th, 16th and 29th	10th, 15th and 25th	
T31TEJ	2019	17th and 22nd	2nd and 17th	16th and 26th	
	2020	16th and 26th	6th, 11th, 16th, 26th and 31st	10th, 15th and 25th	
T31TGJ	2020	28th	2nd		

6.2.2 Sentinel-2 Images Preprocessing

The 20m bands have been resampled to 10m using the 8th band at 10 m resolution and then the ten bands have been merged in only one multispectral image. Figure 6.5 illustrates the data processing procedure.

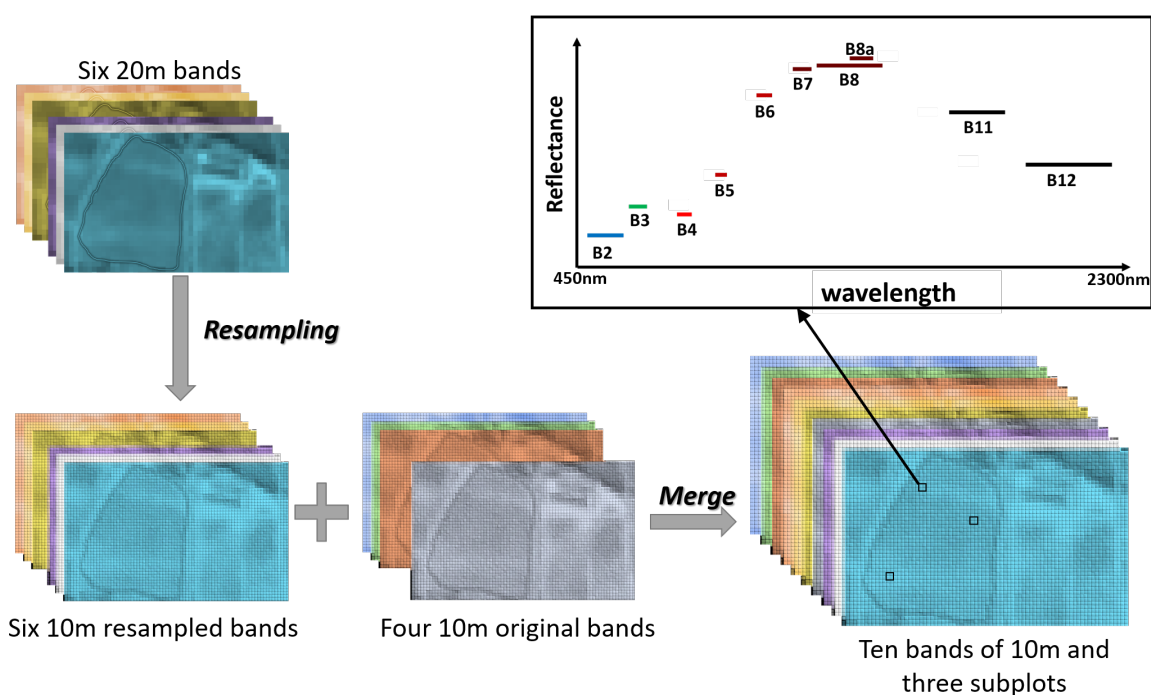


FIGURE 6.5 – Flowchart of the resampling and the merge of S2 bands used in this study. Example for an image with only one vine plot with three subplots. This method as been used for the 38 images and the 103 subplot.

6.2.3 Features Extraction

Sentinel-2 Reflectance Bands Values

Once the ten S2 bands are merged together in one multispectral image, the values of each band are extracted for each subplot by averaging the value of the four 10 m pixels contained in the subplot. Pixels values of each band from THEIA platform have been divided by 10,000 in order to convert them to reflectance and to compute VI.

Vegetation Indices

Several VI have been chosen according to their ability to establish a link with the vine water status following a previous study (Laroche-Pinel et al., 2021a). The NDVI was also evaluated as it is a common VI usually used to monitor the vegetation. The details of the seven VI and their calculations formula are given in Table 6.5.

TABLE 6.5 – Multispectral vegetation indices

Index (abbreviation)	Main use	Formula used	Reference
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	Vigor	$\frac{B_8 - B_4}{B_8 + B_4}$	(Rouse et al., 1973)
Normalized Difference Red-Edge (NDRE 1/2)	Chlorophyll, Water	$\frac{B_8 - B_{5/6}}{B_8 + B_{5/6}}$	(Gitelson et al., 2005)
Inverted Red-Edge Chlorophyll Index (IRECI)	Chlorophyll	$\frac{B_8 - B_4}{\frac{B_5}{B_6}}$	(Frampton et al., 2013)
Red-Edge Chlorophyll Absorption Index (RECAI)	Chlorophyll	$\frac{B_8 - B_6}{B_3} * \frac{B_6}{B_3}$	(Cui et al., 2019)
Normalized Difference Infrared Index (NDII)	Chlorophyll, Water	$\frac{B_8 - B_{11}}{B_8 + B_{11}}$	(Le Maire et al., 2008)
Red-Edge Position (REP)	Chlorophyll	$\frac{(\frac{B_4 + B_8}{2}) - B_5}{B_6 - B_5}$	(Main et al., 2011)
Moisture Stress Index (MSI)	Water	$\frac{B_{11}}{B_8}$	(Ceccato et al., 2001)

6.2.4 Analysis

SWP Mean by Subplot

The five to ten rSWP measurements are averaged by subplot in order to reflect the pixel representation. In total, the database is composed of 349 observations, 50 for 2018, 146 for 2019 and 153 for 2020. An observation represents a subplot at a given date with its average value of SWP measurements.

Algorithms Description

Multiple supervised regression algorithms were used in the analysis (Table 6.6). These algorithms aim at mapping a set of observations (S2 reflectance values/VIs) with a continuous variable (SWP values). To be more specific, the K-nearest Neighbors, ExtraTrees, Support Vector, linear and Bayesian Ridge model were evaluated. Supervised algorithms based on neural networks were avoided due to the limited number of training samples.

All the analysis have been performed using ScikitLearn Python package (Pedregosa et al., 2011).

TABLE 6.6 – Details of the algorithms used

Name of the algorithms	Type of the algorithm	Reference
Kneighbors regressor	k-nearest neighbors	(Kramer, 2013)
ExtraTrees regressor	Decision Tree	(Kazemitabar et al., 2017)
Support Vector Regressor	Support Vector Machine	(Awad & Khanna, 2015)
Linear regression and BayesianRidge model	Linear Model	(Pilz, 1992)

Each algorithm was tested (1) for all the database with all samples (2018, 2019, 2020, grass and ungrass), (2) for each year with grassed and ungrassed plots and (3) for each year with only

ungrassed plots. Figure 6.6.

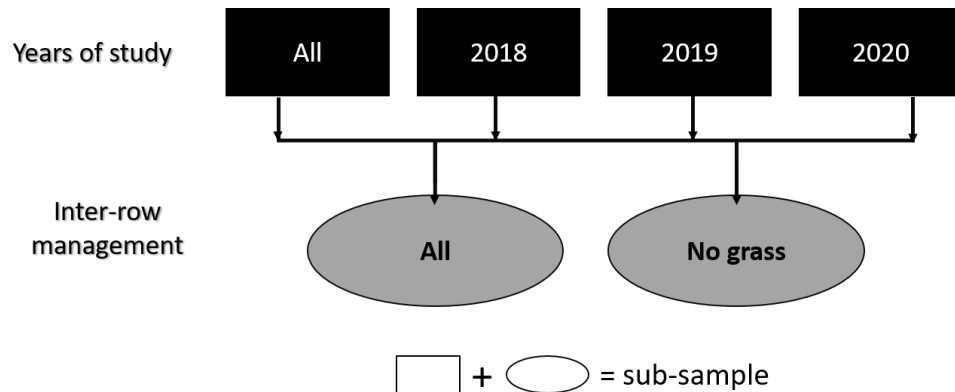


FIGURE 6.6 – Illustration of the database sub-sample decomposition.

Robustness and Precision Evaluation of Algorithms

Figure 6.7 gives the analysis details. In a first part, a test of the robustness and precision of each algorithms is done with each feature (S2 bands values and VI) and each sub-sample (Years and inter-row management). A stratified shuffle split is used to split the dataset into 10 parts ($k = 10$) in order to test the stability of the model. Into each of the 10 parts, attention has been paid to keep samples from all the studied development stages (a). For each 10 parts, 75% of the sample are used for the training and 25% for the test.

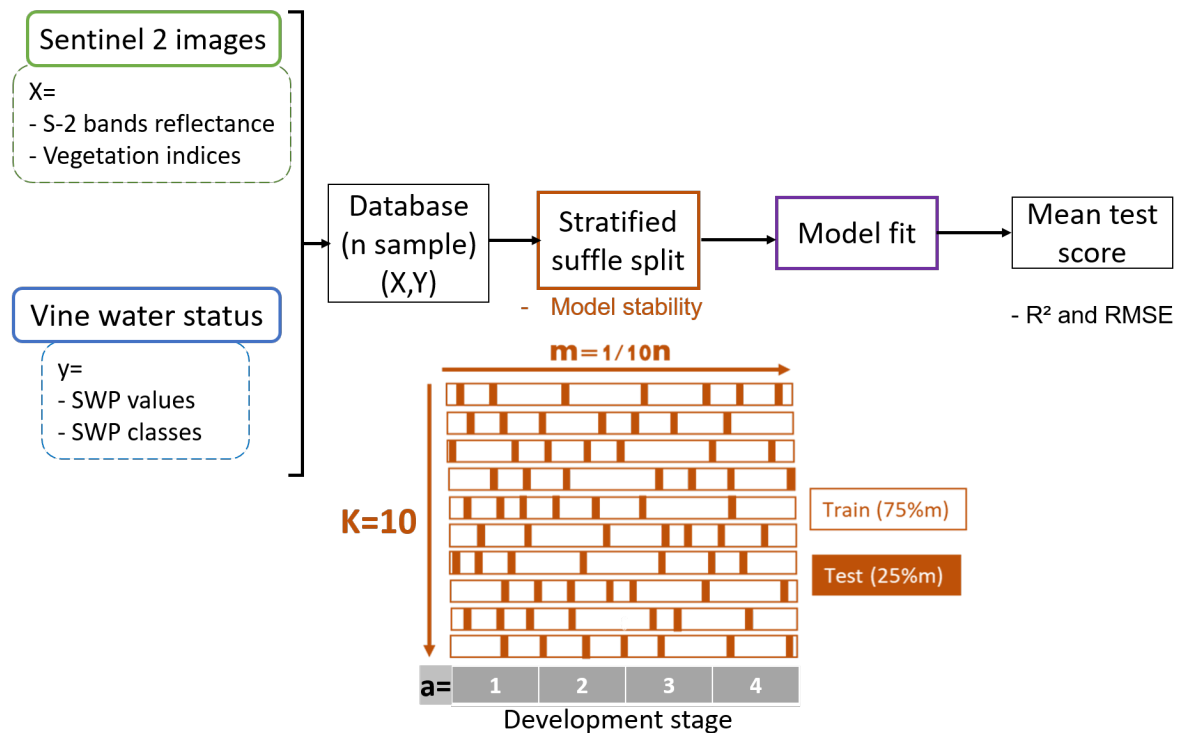


FIGURE 6.7 – Flowchart details of analysis ($n=349$ for the entire dataset, 1 : pea-size, 2 : Pre-veraison, 3 : veraison, 4 : ripening).

— Regression score

For each split, the determination coefficient (R^2) and the Root Mean Square Error (RMSE)

are computed for each algorithm according to the following formulas :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (6.1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (6.2)$$

where y_i and \hat{y}_i are the i th measurement and corresponding predicted value for $i = \{1, \dots, n\}$, n is the number of measurements. and \bar{y} is the mean of all the values. Note that the R^2 and RMSE are then averaged over the 10 splits.

In order to determine the best algorithm to use and the best feature type (S2 bands or VI), in addition to the model score, the best model is determined according to one more criterion : the versatility for all sub-samples (Years and inter-row management).

The results are shown for an $RMSE > 0.3$ (which corresponds to an average error of 30% for values ranging from 0 to -2 MPa).

Best Model Exploration

— Bands importance

It is important to highlight which bands of S2 are the most used in the algorithms to know which ones are the most interesting to predict vine water status.

The significance of the bands used to build the model is checked with the p -value and their coefficient in the model. Then, we recursively remove non-significant bands or bands with the smallest coefficients until scores (R^2 and RMSE) decline.

— Impact of experimental conditions on the result

The distribution of the values is verified with a single split of the data (75% for the training, 25% for the test) and the impact of inter-row management, years or study and variety are then examined.

6.3 Results

6.3.1 SWP Values

A box plot of the SWP values for each development stage is given in Figure 6.8. As expected, the mean values decrease during the season but differences are also observable for a same stage (from -0.4 MPa to -1.4 MPa at veraison for example).

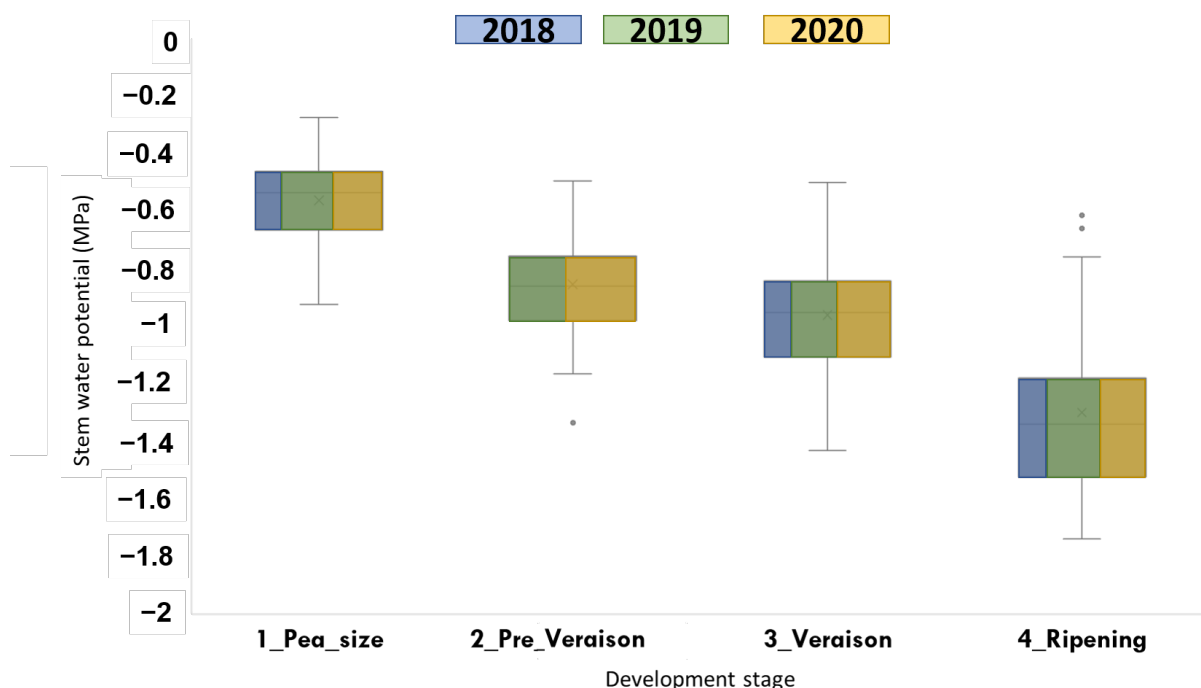


FIGURE 6.8 – Box plot of SWP values (in MegaPascal) measured in field for each development stage covered by our study. The size of the colored rectangles indicates the percentage of data per year.

The detail for all statistics is given in Table 6.7 for each development stage of each year. The number of observations by development stage ranges from 15 to 49 according to the number of subplots, and the number of people available to do the measurements. The standard deviation ranges from 0.09 to 0.28 which indicates some significant variability in the measurements made in the same year at the same stage.

TABLE 6.7 – Statistic description of SWP values for each development stage of each year (STD : standard deviation)

Years	2018			2019				2020			
	1	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Nb_observation	15	17	18	26	39	32	49	27	48	37	41
Min	-0.68	-1.27	-1.74	-0.93	-1.17	-1.15	-1.66	-0.91	-1.34	-1.43	-1.66
Max	-0.33	-0.50	-0.60	-0.28	-0.53	-0.54	-0.62	-0.42	-0.49	-0.72	-0.80
Median	-0.46	-0.91	-1.20	-0.52	-0.92	-0.92	-1.41	-0.63	-0.81	-1.09	-1.32
Mean	-0.47	-0.87	-1.14	-0.55	-0.91	-0.89	-1.34	-0.63	-0.81	-1.06	-1.31
STD	0.09	0.21	0.28	0.18	0.16	0.16	0.25	0.13	0.15	0.18	0.25

6.3.2 Evaluation of the Robustness and Precision

The mean R^2 and RMSE of the 10 splits for each algorithm are computed for each feature type (VIs and bands values) for each sub-sample. An example of results is shown in Table 6.8 for the whole dataset (all years and all inter-row management). In this example, the best result is obtained using all S2 bands values with Bayesian Ridge and Linear Regression ($R^2 = 0.40$ and $RMSE = 0.26$).

TABLE 6.8 – Results of scores exploration for all data (all years, all inter-row management). Best scores are highlighted in bold.

Features	Scores	Algorithms				
		K-Kneighbors	ExtraTrees	Support Vector	Linear model	Bayesian model
S2 bands	R2	0.29	0.39	0.37	0.40	0.40
	RMSE	0.28	0.26	0.26	0.26	0.26
NDVI	R2	0.03	0.03	0.03	0.04	0.04
	RMSE	0.34	0.39	0.33	0.33	0.33
NDRE1	R2	0.07	0.05	0.03	0.004	0.003
	RMSE	0.34	0.41	0.33	0.33	0.33
NDRE2	R2	0.14	0.06	0.02	0.04	0.04
	RMSE	0.35	0.42	0.33	0.33	0.33
IRECI	R2	0.02	0.04	0.11	0.11	0.11
	RMSE	0.34	0.39	0.31	0.31	0.31
RECAI	R2	0.02	0.04	0.02	0.02	0.01
	RMSE	0.36	0.33	0.34	0.34	0.33
NDII	R2	0.04	0.05	0.07	0.09	0.09
	RMSE	0.34	0.41	0.32	0.32	0.32
REP	R2	0.02	0.03	0.15	0.19	0.17
	RMSE	0.33	0.39	0.31	0.30	0.30
MSI	R2	0.09	0.06	0.07	0.10	0.10
	RMSE	0.34	0.41	0.31	0.31	0.31

Table 6.9 summarizes all the best algorithms (best R^2 and RMSE) for each sub-sample (years and inter-row management). Only results with an $R^2 \geq 0.25$ and $RMSE \leq 0.3$ have been reported, the only vegetation index meeting these conditions is REP (with Red, NIR and Red-Edge bands) and only for 2019. Using all S2 bands reflectance always gives a better result than this VI. The linear and Bayesian model appear to be the most accurate models in most cases (4 times on 7). The results seem better with only the plot without grass cover (R^2 up to 0.48 for all plots in 2020 and to 0.58 for plots without grass in 2019). The result per year is often higher for R^2 than with all years aggregated but the RMSE does not decrease so much and never falls below 0.2.

The best algorithm that will be explored next is the linear regression since it appeared to be the best in all cases with the whole dataset (all years with or without grass).

TABLE 6.9 – Summary of the best algorithms for every subplot with $R^2 \geq 0.25$ and RMSE ≤ 0.3 .

Year	Inter-row management	REP	All S2 bands
All	All	$R^2 < 0.25$	$R^2 = 0.40$ RMSE = 0.26 Bayesian Ridge model and Linear model
	No grass	$R^2 < 0.25$	$R^2 = 0.48$ RMSE = 0.24 Linear model
2018	All	$R^2 < 0.25$	$R^2 < 0.25$ $R^2 = 0.52$
	No grass	$R^2 < 0.25$	RMSE = 0.2 Extra Tree regressor
2019	No grass	$R^2 = 0.27$ RMSE = 0.29 Bayesian Ridge model	$R^2 = 0.58$ RMSE = 0.22 Linear model
	All	$R^2 < 0.25$	$R^2 = 0.48$ RMSE = 0.21 Bayesian Ridge model and Linear model
2020	All	$R^2 < 0.25$	$R^2 = 0.56$ RMSE = 0.21 Bayesian Ridge Model
	No grass	$R^2 < 0.25$	

For the linear model with the complete dataset, the values of R^2 and RMSE seem steady over the 10 splits as R^2 ranges from 0.43 to 0.55 and RMSE ranges from 0.22 to 0.28 (Figure 6.9).

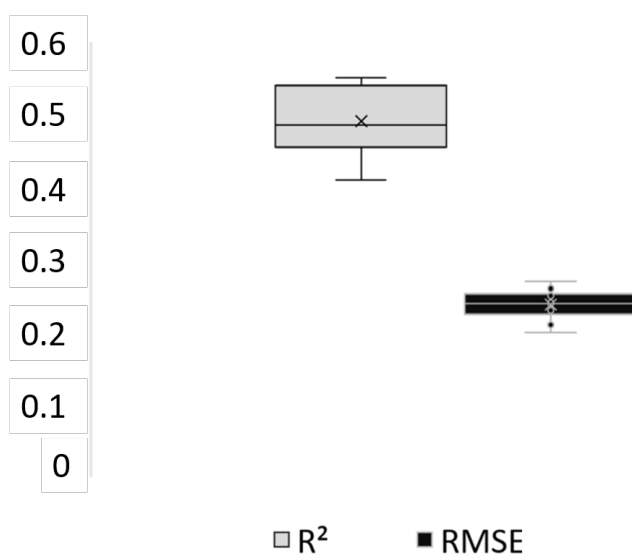


FIGURE 6.9 – Boxplot of R^2 and RMSE over the 10 split for Linear model with the whole dataset (all years and all inter-row management).

6.3.3 Best Models Exploration

Bands Importance

According to their p-values (<0.05), all S2 bands were significant. In order to test if all the bands are really necessary to give a good result, we progressively removed the band with the smallest coefficient until an impact on the R^2 and RMSE scores is observed (Section 6.2.4). The result shown in Figure 6.10 highlights that only 4 bands are needed to perform as well as with 12 bands. Those 4 required bands are B4, B6, B8a and B12 in the Red, Red-Edge, NIR and SWIR regions, respectively.

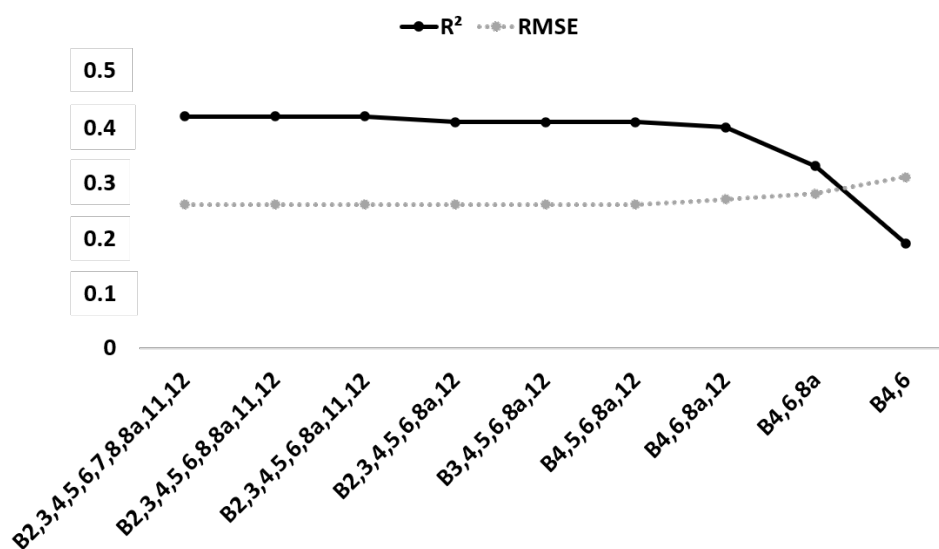


FIGURE 6.10 – Best band to use for regression model.

Data Distribution and Impact of Experimental Conditions

This section aims at exploring the data distribution and the impact on the predictions when considering three experimental conditions : 1- Grass cover management, 2- Year of study, 3- Grapes variety. Comparison between observed and predicted SWP were plotted to test for discrepancies between reality and model's result obtained using the Linear Model based on the 4 bands of S2 highlighted in Section 6.3.3 (B4, B6, B8a and B12).

As a primary analysis, it can be noticed in Figure 6.11 that predicted SWP are a little overestimated until -1.4 MPa and a threshold effect seems to appear after.

— Inter-row management

Figure 6.11 shows the distribution of the predicted and observed SWP depending on the presence of grass in the inter-row. The scatterplot with and without grass superimpose pretty well.

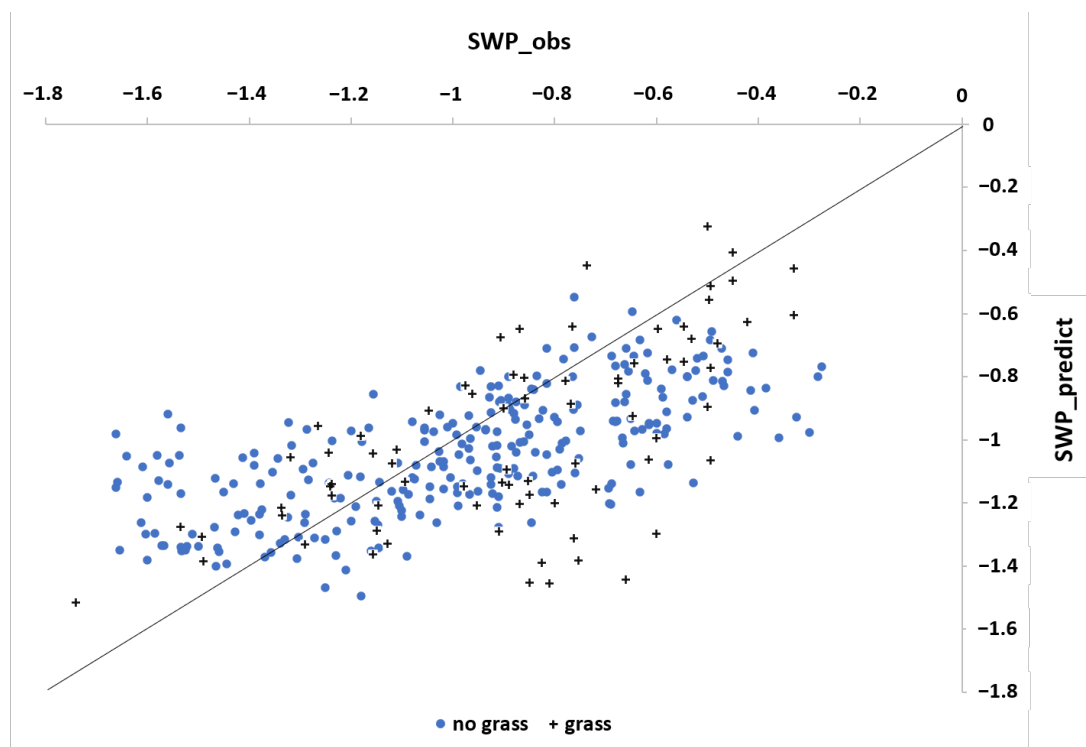


FIGURE 6.11 – Distribution of predicted and observed data according to inter-row management.

— Grape variety

Figure 6.12 gives the data distribution according to grapes varieties. Even if the number of observations per grape variety is not the same Table 6.2, particular attention was paid during the protocol so that measurements cover the whole range of potential water status (i.e., with just 4 points for the Mourvèdre, SWP values rang from -0.7 MPa to -1 MPa). One can also mention that the scatterplot of all varieties superimpose pretty well.

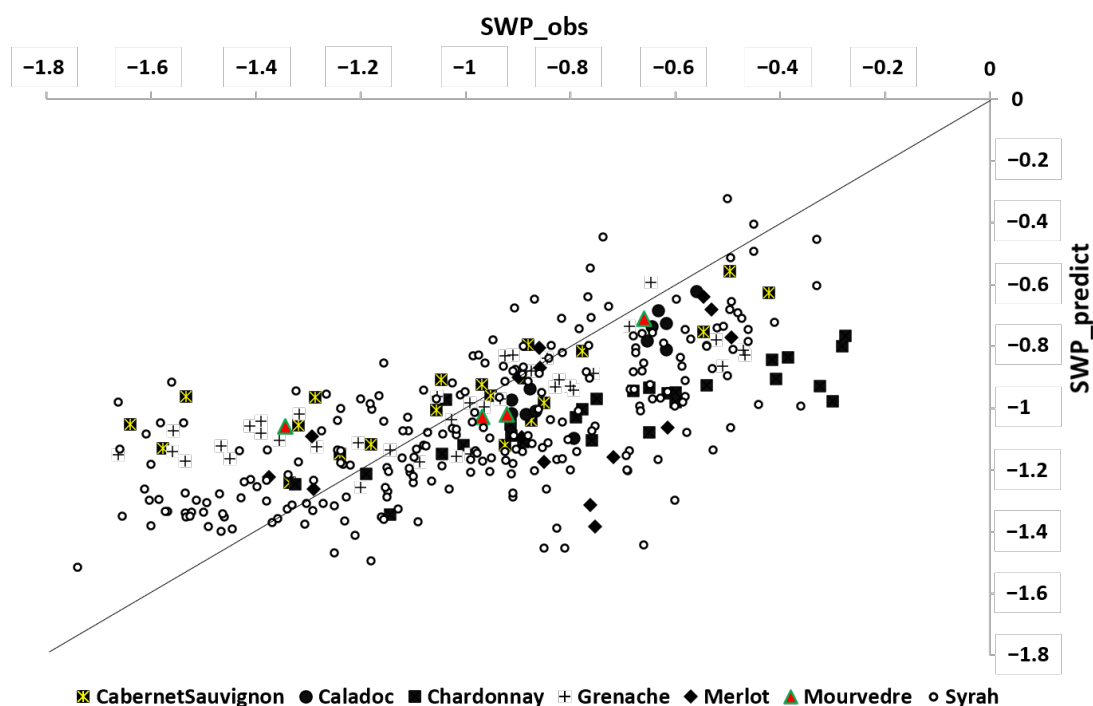


FIGURE 6.12 – Data distribution according to grapes variety.

— Development stage

Figure 6.13 shows the distribution of predicted and observed SWP for each development stage. As expected, the relationship between development stage and SWP (i.e., increase of water stress (low SWP) as the season progresses from pea size to ripening) appears clearly. The second point, is the very large point cloud at the ripening stage with observed SWP spanning from -0.6 to -1.8 . The prediction seems to be better for pre-veraison and veraison stage (data are closer to the straight line).

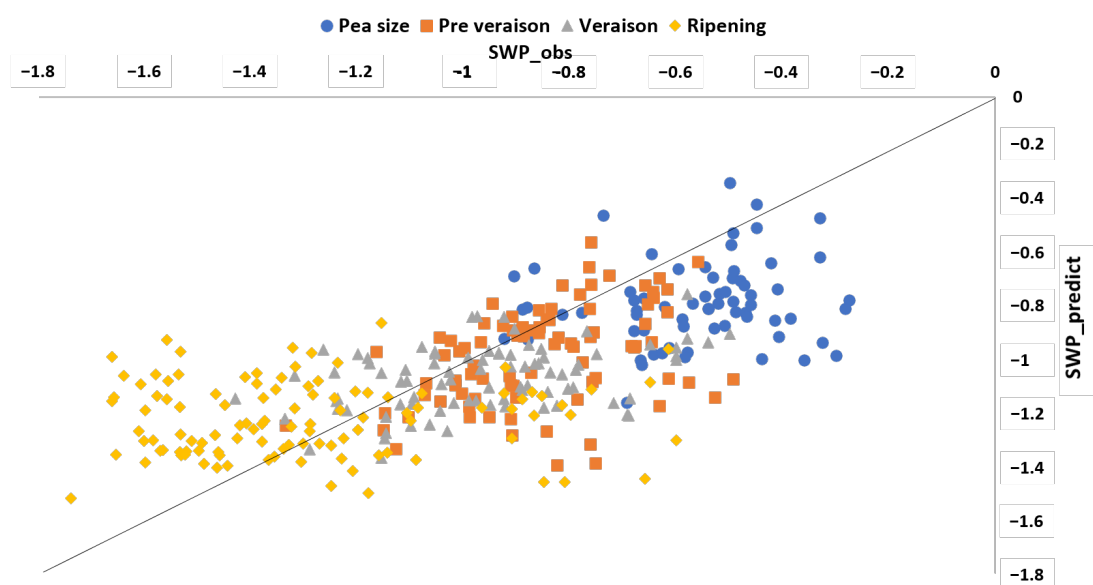


FIGURE 6.13 – Data distribution according to development stage.

— Year of study

The observation of Figure 6.14 highlights the good distribution of the data for the 3 years with SWP values ranging from water comfort (-0.4 MPa) to water stress (-1.8 MPa) for each years.

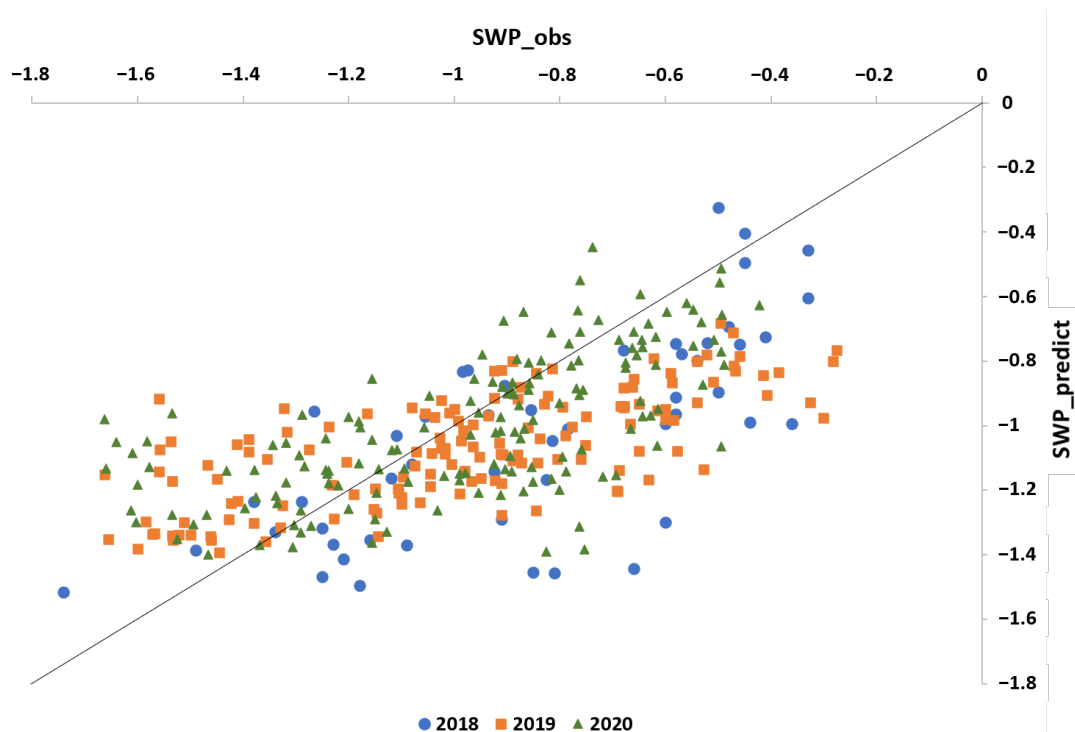


FIGURE 6.14 – Data distribution according to study year.

6.3.4 Comparison between NDVI, Best VI (REP) and Best Model with the Four S2 Bands

In this study, both bands values from S2 images and VI were tested to predict vine SWP. According to the result, the commonly used NDVI (with B4 and B8) is not relevant at all (Figure 6.15a) and the only significant VI is the REP (with B4, B8, B5 and B6) but with a low R^2 of 0.19 for the whole dataset (Figure 6.15b). This VI gives less effective results than the model using the following S2 bands B4, B6, B8a and B12 (Figure 6.15c).

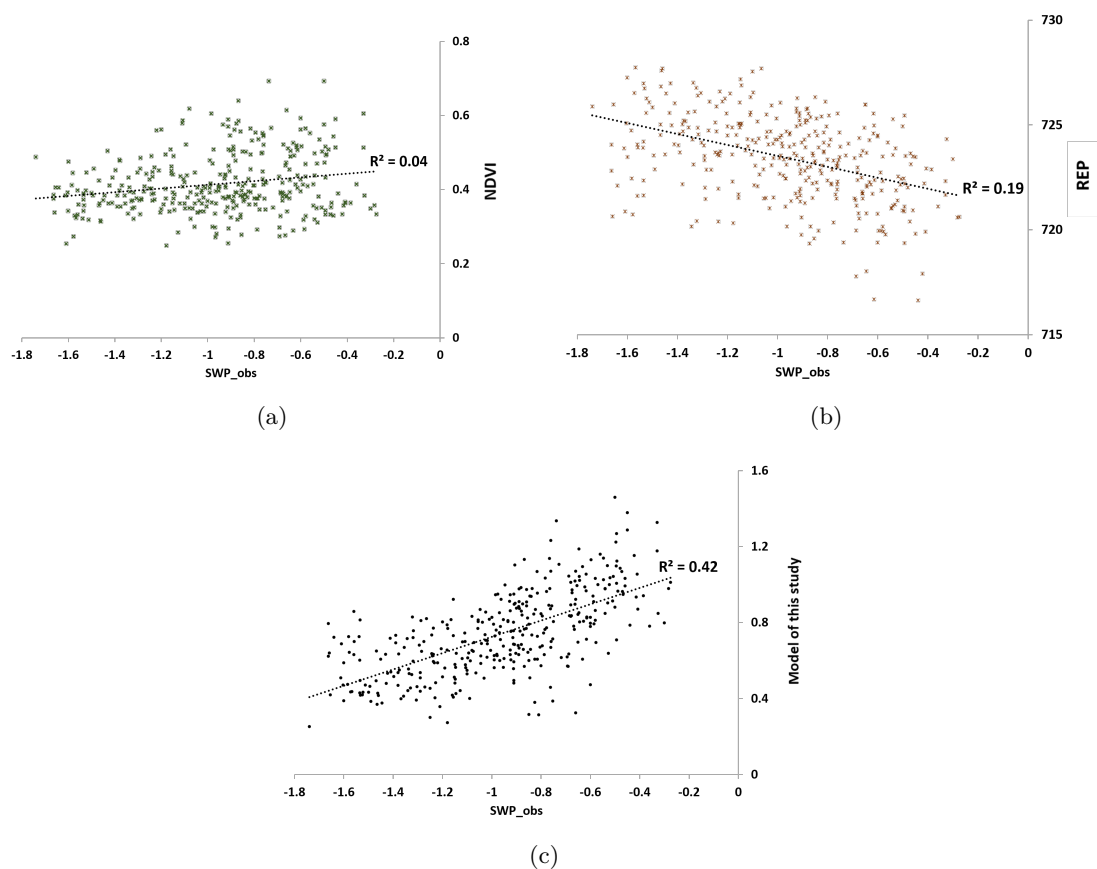


FIGURE 6.15 – Distribution of the observed SWP according to (a) NDVI values, (b) REP values, (c) values of the model developed in this study.

6.4 Discussion

6.4.1 Significant Features

As previously reported in the literature, the most discriminant bands, highlighted in Section 6.3.3, are located in Red-Edge (B6) (Ballester et al., 2017), NIR (B8a) (Maimaitiyiming et al., 2017) and SWIR (B12) (Das & Mahajan, 2018). The Red domain (B4) is also highlighted in this study as in (Laroche-Pinel et al., 2021a). This domain is related to pigments which also react to water stress (xanthophyll and chlorophyll) according to (Rapaport et al., 2015). Except the REP, no other vegetation index appears to be interesting enough in our study to predict the vine water status with the algorithms we tested. Therefore the direct use of S2 bands seems to be more relevant.

6.4.2 Robustness of the Model

A first observation to highlight is that a threshold effect seems to appear for values to predict lower than -1.4 MPa. This can be explained by the fact that -1.4 MPa already reflects a very high water stress (Ojeda & Saurin, 2014).

In the following paragraphs we discuss the impact of the inter-row grass management, as the diversity in grape varieties, the development stage and vintage, on the robustness of the model. Overall results show that in terms of prediction there is clearly a trend in the data distribution despite varying conditions. Specific effects are discussed in the 3 next paragraphs.

Impact of Grass Cover

As shown in Table 6.9, the model performs better when only plots without grass in the inter-row are considered ($R^2 = 0.48$ and $RMSE = 0.24$ vs. $R^2 = 0.40$ and $RMSE = 0.26$). However, as can be seen in Figure 6.11, the results when also considering plots with grass show that only few points deviate from the trend. It can be explained by the fact that in Mediterranean region the vegetation in the inter-row is not always well developed especially in the middle of summer as shown by Figure 6.3. It would be interesting to extend the study with further investigation in the Bordelais or Burgundy regions where grass in the inter-row is more developed.

Impact of Grape Variety

Most of the measurements were made on Syrah grape variety (Table 6.2) because it is the most common one in the study region. Nevertheless additional varieties were added in 2019 and 2020 to expand the scope of our initial survey. This way we were able to include both isohydric (Cabernet-Sauvignon, Grenache, Caladoc) and anisohydric grape varieties (Syrah, Chardonnay, Merlot, Mourvèdre) which behave differently to water stress. Anisohydric varieties maintain their stomata opened to ensure photosynthesis and can be damaged in case of strong water stress while isohydric varieties close their stomata when the first signs of drought appeared and thus limit their photosynthesis (Simonneau et al., 2014). Despite these distinct behaviors, we do not see any real differences in the predictions as shown in Figure 6.12 and the model seems to be able to predict correctly the SWP both for isohydric and anisohydric varieties. To extend the study it would be interesting to focus on more isohydric varieties and to add other varieties common in other regions (e.g., Merlot in the Bordelais region).

Impact of Development Stage

Following the trends observed in Figure 6.13, the model appears to be less efficient when considering data at ripening stage. This may be due to other physiological mechanisms that affect the plant when under high water stress, such as sugar accumulation in berries and modification in leaf area to fruit ratios (Suter et al., 2021), that could also affect the optical properties of the leaves. The objective of the study was to develop a model that could be used for images acquired at any stage of vine development. Nevertheless, tests were made without data from ripening stage to evaluate the impact on predictions. The models results were ultimately not better (max $R^2 = 0.30$), indicating that general model is more relevant, even if it is more accurate only when considering pre-veraison and veraison stage. This is rather positive those stages are the ones where winegrowers have to be careful on water stress as it can delay the good development of the berries.

Impact of Years

Despite differences in precipitations and temperatures (detailed at the end of Section 6.2.1), one can see in Figure 6.14 that no clear difference can be observed between the predictions for the three years covered by our study.

6.4.3 Considerations for a Future Operational Service

The results of this study brings promising perspectives to develop a future operational service to monitor vineyard water status with Sentinel-2. However, when dealing with S2 images the question of spatial resolution is crucial and special attention will be needed to different points in order to be able to implement its use for a potential future service :

- Avoid the pixels at the edge which can cover both the plot and a path or a forest bordering it for example. In order to avoid its so-called “mixed” pixels, an advice would be to apply

- a buffer around the edge of the plot of at least 5 m to keep and interpret only the pixels fully included in the plot,
- Be careful with the size and shape of the plot in order to have a consistent number of pixels to interpret inside the plot,
 - Consider the inter-row management and the soil management and/or the soil composition which can impact the observed signal since vineyard is conducted in row and the inter-row is also visible with 10 or 20 m pixel. Maybe think to use two models according to the grass cover management (one for ungrassed field and one for grassed) by improving the number of grassed vine field in the database.

In order to bring a new operational service it will be necessary to take into account these considerations but also to be able to add data over the years to improve the robustness of the model.

A next step is in progress with winegrowers in order to evaluate the spatial and temporal coherence of water status maps obtained with the model using the four S2 bands.

6.5 Conclusions

This study investigates the feasibility of using S2 images to monitor vine water status. The dataset is composed of 349 samples acquired during 3 years in the Mediterranean region. Water status in field measurements (SWP) and S2 images were acquired all along the vegetation cycle (from pea size to ripening) in 2018, 2019 and 2020. Our analyses allow to highlight the best features to use from S2 images to predict SWP values : the four bands values in Red, Red-Edge, NIR and SWIR spectral domains. The regression linear model gives promising results to predict vine water status from different years, grape varieties and grass management. The model found will be more relevant for veraison stage than ripening. The characteristics of S2 make it possible to use this model to monitor vine water status at a large spatial scale (in a whole region for example) with 10m resolution and a little time of revisit (5 days). However, it is necessary to take into account the particularity of vine management in row and not to forget the potential impact of grass cover or soil management/composition to the result interpretation. The first winegrowers feedbacks are encouraging and further investigations will be done to increase the dataset and improve the model with other grape varieties and grass cover-management for example.

Chapitre 7

Analyses complémentaires avec classification des données de potentiel de tige

7.1 Introduction

Le chapitre précédent s'est focalisé sur la prédiction des valeurs de potentiel de tige à partir d'indices de végétation ou à partir des valeurs des bandes S2 en testant plusieurs algorithmes de régression. Les résultats ont mis en évidence un modèle linéaire prometteur qui utilise 4 bandes S2 (4, 6, 8a et 12 dans le Rouge, Red-Edge, NIR et SWIR). Une autre approche permettant une interprétation rapide du potentiel de tige consiste à classer les valeurs en plusieurs catégories, allant d'une zone de confort hydrique à une zone de risque de stress hydrique. Ce chapitre va se concentrer sur l'évaluation de la performance de différents algorithmes de classification, en se basant sur la même méthodologie que celle développée dans le chapitre précédent pour définir les paramètres d'entrée des modèles (section 6.2.3) et pour évaluer leur pertinence respective (section 6.2.4).

7.2 Matériels et méthodes

Afin d'interpréter les valeurs de potentiel de tige en termes de stress hydrique, trois classes sont généralement utilisées (Ojeda & Saurin, 2014), (1) une zone de confort hydrique pour les valeurs supérieures à -0.7MPa , (2) une zone de contrainte pour les valeurs comprises entre -0.7MPa et -1.1MPa et (3) une zone de stress hydrique pour les valeurs inférieures à -1.1MPa . Nos valeurs de potentiel de tige ont donc été classées en 3 catégories.

6 algorithmes de classification ont été testés en suivant la même approche que pour les algorithmes de régression présentés dans le chapitre précédent. Ainsi les paramètres d'entrée (Indice de Végétation ou bandes) ont été systématiquement testés pour prédire les classes de potentiel de tige de i) toute la base de données, ii) en fonction de l'année d'étude considérée ou iii) en fonction de l'enherbement de l'inter-rang.

La performance des algorithmes a ensuite été évaluée selon leurs précisions moyennes sur 10 splits. Les résultats du meilleur algorithme (meilleure précision pour la majorité des sous-échantillons) ont ensuite été explorés plus en profondeur pour vérifier l'importance des paramètres d'entrée et la performance de prédiction pour chaque classe avec une matrice de confusion.

7.3 Résultats

7.3.1 Choix du meilleur algorithmes

La Figure 7.1 présente les précisions moyennes sur 10 splits obtenues pour chaque algorithme avec les valeurs de toutes les bandes en paramètres d'entrée et sur la base de données de potentiel de tige complète. Dans cet exemple, la meilleure précision pour la prédiction des classes de potentiel de tige est obtenue avec le modèle ExtraTrees avec 62%.

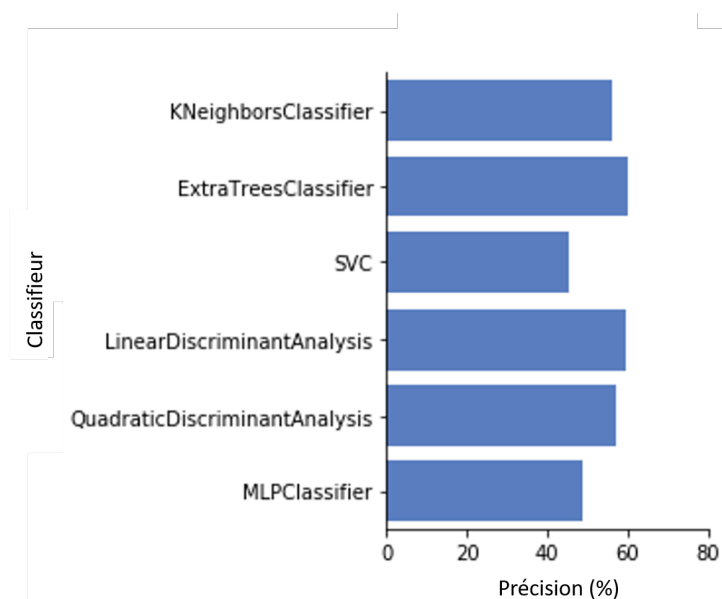


FIGURE 7.1 – Précision moyenne sur les 10 splits de chaque modèle pour prédire les classes de potentiel de tige à partir de toutes les bandes de Sentinel-2 en utilisant toute la base de données (2018, 2019, 2020 et tout type d'enherbement).

Le tableau 7.1 synthétise les résultats en indiquant les algorithmes les plus performants (meilleure précision) pour chaque base de données considérée. Seuls les résultats avec une précision supérieure à 50% y ont été reportés. Concernant les indices de végétation, seul le REP a permis d'obtenir des précisions de plus de 50%. Le modèle ExtraTree semble plus performant globalement puisqu'en utilisant les bandes S2 il est retenu dans 5 cas sur 7. Les résultats sont meilleurs en considérant seulement les parcelles non enherbées (2 à 6% de précision en plus).

TABLE 7.1 – Synthèse des performances obtenues avec les différents algorithmes pour pour la prédiction des classes de potentiel de tige selon la base de données considérées. Seul les résultats avec plus de 50% de précision y ont été reportés. (QDA : Quadratic Discriminant Analysis)

Année	Inter-rang	IV (REP)	Bandes S2
Tous	Tous	51% QDA	62% ExtraTree Classifier
	Non-enherbé	<50%	65% ExtraTree Classifier
2018	Tous	<50%	67% ExtraTree Classifier
	Non-enherbé	<50%	69% ExtraTree Classifier
2019	Non-enherbé	56% QDA	68% QDA
2020	Tous	<50%	62% ExtraTree Classifier
	Non-enherbé	<50%	68% Kneighbors

7.3.2 Importance des bandes S2 considérée

L'algorithme ExtraTrees grâce à la sortie "Feature importance", l'algorithme ExtraTrees permet de regarder l'importance des différentes bandes en vérifiant leurs contributions respectives aux modèles. Plus la valeur de ce critère est élevée, plus la fréquence d'utilisation de la bande considérée dans le modèle est importante. La Figure 7.2 montre les "features importance" obtenues pour chaque bande. Les bandes qui ont été le plus souvent utilisées dans le modèle sont donc celles dans le domaine du Red-Edge (B6) et du NIR (B7, B8, B8a).

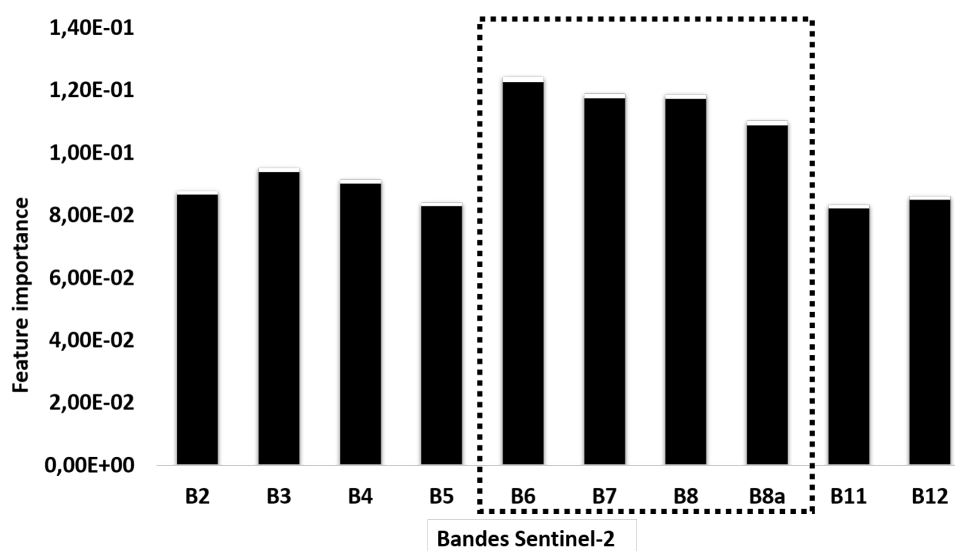


FIGURE 7.2 – Importance de chaque bande dans le modèle ExtraTree. Les bandes les plus utilisées sont entourées en pointillé.

7.3.3 Exploration de la prédiction des classes

La Figure 7.3 présente la matrice de confusion obtenue pour la prédiction des classes de potentiel de tige avec le modèle ExtraTree utilisant toutes les bandes Sentinel-2 et pour toutes les parcelles disponibles. Les prédictions des classes 2 et 3 sont meilleures que celle de la classe 1. Sur la Figure 7.3, on remarque que 42% des observations appartenant à la classe 1 sont prédites en classe 2, ce qui représente 9 échantillons avec une mauvaise prédiction. Cependant, en regardant de plus près les probabilité des prédictions, 4 de ces 9 erreurs de prédiction, ont une probabilité d'appartenir à la classe 2 inférieures à 50% et la différence de probabilité d'appartenir à la classe 2 ou la classe 1 est inférieure à 10%. Pour 89 prédictions au total, 33 sont mauvaises. Sur ces 33 erreurs, dans 36% des cas, la probabilité de la classe prédite est inférieure ou égale à 50%. Dans 85% des cas, la différence entre la classe prédite et la classe observée est de 1.

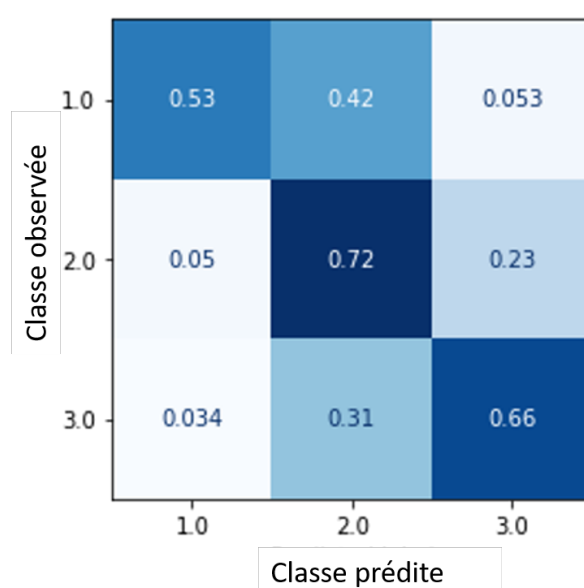


FIGURE 7.3 – Matrice de confusion du modèle de prédiction des classes de potentiel de tige avec l'algorithme ExtraTree pour toutes les parcelles.

7.4 Discussion

Les bandes les plus utilisées dans la méthode de classification testée font parties des domaines du Red-Edge et du NIR, déjà soulignés dans les précédentes parties de ce manuscrit.

La classification des potentiels de tige en 3 catégories permet une interprétation rapide du résultat mais présente une limite essentielle : pour des valeurs très proches de la limite entre 2 classes, l'incertitude sur les prédictions peut amener rapidement à une mauvaise classification. Cela peut avoir des conséquences importantes lorsque l'on considère seulement 3 classes puisque l'on peut par exemple passer rapidement d'une classe de confort à une contrainte, entraînant alors une nécessité d'action pour le viticulteur. Une solution pourrait être d'augmenter le nombre de classes considérées pour éviter de passer trop rapidement dans une classe critique, cependant notre base de donnée ne nous le permet pas (les effectifs dans les classes seraient trop déséquilibrés et les performances de l'algorithme utilisé en seraient impactées). De plus, pour être plus précis pour l'utilisateur final, cette interprétation des valeurs de potentiel de tige en zone de confort ou de stress dépend également du stade de développement de la plante et du type de vin futur. En effet, une vigne au stade petit pois ne supportera pas la même contrainte hydrique qu'au stade maturation. De la même façon, on ne recherchera pas la même contrainte hydrique pour une vigne destinée à être transformée en vin rouge de garde ou en vin blanc ou rosé fruité.

Une autre approche au problème de classification des potentiels de tige pourrait être de regarder à quelles classes appartiennent les valeurs prédites par le modèle de régression par rapport aux classes auxquelles appartiennent les valeurs observées. La matrice de confusion obtenue avec cette méthode est donnée dans la Figure 7.4. La précision globale est moins élevée qu'avec le modèle ExtraTree (56,2% contre 62%). Mais la structure de la matrice est similaire avec une meilleure précision pour les classes 2 et 3. Sur 38 erreurs de classification au total, 22 échantillons avaient une valeur observée de potentiel de tige proche de la classe prédite à 0.1MPa près.

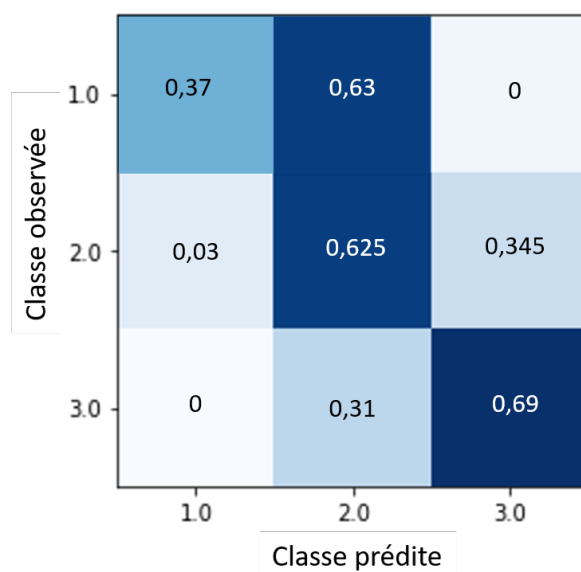


FIGURE 7.4 – Matrice de confusion de la classification post régression (précision=56,2%).

Ainsi l'approche classification ne permet pas une utilisation directe par l'utilisateur final et une partie de l'information est perdue. Au regard du reste de cette étude, il semble plus pertinent pour un service opérationnel de se concentrer sur l'estimation directe des potentiels de tige, en gardant un volet d'expertise et conseil dans le service proposé.

7.5 Conclusion

Ce chapitre explorait la possibilité de classer les potentiels de tige en différentes catégories afin de faciliter leur interprétation. Plusieurs algorithmes de classification ont donc été testés et l'un d'entre eux (ExtraTree) apparaît comme étant le plus performant avec des précisions moyennes jusqu'à 65%. Les bandes de Sentinel-2 apparaissent ici aussi comme étant le paramètre d'entrée le meilleur pour obtenir de bonnes prédictions. Les bandes les plus utilisées sont les 6, 7, 8 et 8a dans le Red-Edge et le NIR. Les résultats obtenus dans ce chapitre amènent à être prudent sur la classification des potentiels de tige. En effet, il nous semble plus opportun de réaliser cette interprétation dans un deuxième temps de conseil en tenant compte du stade de développement de la vigne par exemple et de garder la valeur brute prédite afin d'être plus précis.

Chapitre 8

Simulation de données satellites multispectrales à partir de mesures hyperspectrales pour la prédiction des valeurs de potentiel de tige

8.1 Introduction

Les avancées technologiques et leur utilisation croissante dans de nombreux domaines amènent à une augmentation du nombre de satellites d'observation de la Terre. Leurs résolutions spatiales, spectrales et temporelles s'affinent et leurs prix ont tendance à diminuer. Ces évolutions permettent aujourd'hui d'avoir un choix intéressant pour le suivi de la végétation.

Ce chapitre s'attelle à simuler les bandes spectrales de 5 satellites multispectraux actuellement disponibles (Landsat 8, Pléiades, Spot, Sentinel-2 et Worldview-3) et d'un qui vient d'être lancé récemment (Pléiades Neo) pour vérifier leur intérêt dans la prédiction des valeurs de potentiel de tige.

8.2 Matériels et méthodes

La Table 8.1 présente les spécificités des différents satellites choisis en ce qui concerne la résolution spatiale et temporelle, ainsi que leur nombre de bandes, leur prix et leur surface minimum de commande. Le choix de simuler ces satellites s'est basé sur leur application historique récurrente pour le suivi de la végétation, sur leur utilisation fréquente au sein de l'entreprise TerraNIS ou sur leur résolution spectrale ou spatiale prometteuse.

Les résolutions spectrales des bandes de chaque satellite (centre et largeur en nanomètre) sont données dans la Table 8.2. Ces valeurs ont été utilisées pour pouvoir simuler la réponse spectrale de chaque satellite à partir des mesures hyperspectrales réalisées sur les parcelles de vigne en 2019. Les mesures au contact sur les feuilles (présentées dans la section 4.2.3 de la partie II) et à distance sur la canopée (présenté dans la section 4.5.6 de la partie II) ont été testées. Le détail des bandes du satellite Pléiade Neo a pu être utilisé dans cette étude avec l'accord d'Airbus Defense & Space uniquement pour la diffusion du résultat obtenu à partir de la simulation.

PARTIE III- CHAPITRE 8. SIMULATION DE DONNÉES SATELLITES MULTISPECTRALES À
PARTIR DE MESURES HYPERSPECTRALES POUR LA PRÉDICTION DES VALEURS DE
POTENTIEL DE TIGE

TABLE 8.1 – Liste des satellites d’observation de la Terre avec leur résolution spatiale, temporelle et leur prix.

Satellite	Résolution spatiale (m)	Résolution temporelle	Résolution spectrale	Prix (/ha)	Surface minimum
Landsat 8	30 multi 15 panchro	16 jours	8 bandes	Gratuit	/
Pléiades	2.8 multi 0.5 panchro	2 jours (à la demande)	4 bandes	0.1€	Non
Spot	6 multi 1.5 panchro	1 à 3 jours (à la demande)	4 bandes	0.04€	10 000ha
Sentinel-2	10 et 20	5 jours	10 bandes	Gratuit	/
Worldview-3	1.24 VNIR	A la demande	16 bandes	0.12 à 0.16 €	2 500ha à 10 000ha
	3.70 SWIR 0.31 panchro			(archive) 0.23 à 0.32€ (acquisition)	
Pléiade Neo	0.30 panchro	bi journalier (à la demande)	6 bandes	Non disponible	Non disponible

TABLE 8.2 – Résolution spectrale des bandes des capteurs des différents satellites qui serviront de base à la simulation à partir des données hyperspectrales (Sources : ESA, Airbus Defense & Space, DigitalGlobe, NASA/USGS).

Satellite simulé	Centre des bandes (nm)	Largeur des bandes (nm)
Landsat 8	VIS : 440, 480, 560, 655, NIR : 865, SWIR : 1610, 2200, 1370	VIS : 10, 30, 30, 15, NIR : 15, SWIR : 40, 90, 10
Pléiade	VIS : 490, 560, 650, NIR : 840	VIS : 60, 60, 60, NIR : 100
Spot 6/7	VIS : 485, 560, 660, NIR : 825	VIS : 35, 30, 35, NIR : 65
Sentinel-2	VIS : 492, 559, 665, RE-NIR : 704, 740, 781, 833, 864, SWIR : 1612, 2194	VIS : 66, 36, 31, RE-NIR : 16, 15, 20, 106, 22, SWIR : 93, 180
Worldview3	VIS : 425, 480, 545, 605, 660, RE-NIR : 725, 832, 950, SWIR : 1210, 1570, 1660, 1730, 2165, 2205, 2260, 2330	VIS : 25, 30, 35, 20, 30, RE-NIR : 20, 62, 90, SWIR : 15, 20, 20, 20, 20, 20, 25, 35
Pléiade Neo	<i>Confidentiel</i>	<i>Confidentiel</i>

La simulation a été réalisée en moyennant les réflectances à toutes les longueurs d’onde comprise dans l’intervalle définie par la largeur de bande (e.g. Landsat 8 à 440nm : moyenne des réflectances mesurées entre 435 et 445nm). En pratique, la réponse spectrale n’est pas forcément homogène dans toute la largeur de la bande, en particulier pour des bandes comme la B8 de Sentinel-2 (Figure 8.1). Néanmoins, bien que l’approximation réalisée par une moyenne des réflectances puisse être améliorée en prenant en compte les fonctions de distribution spécifiques pour chaque bande, pour des raisons de temps et de simplicité le choix a été fait dans le cadre de ce travail de se concentrer sur la moyenne. Au vu des objectifs exploratoires de ce chapitre, cette grandeur semble suffisamment pertinente au premier ordre pour la plupart des bandes.

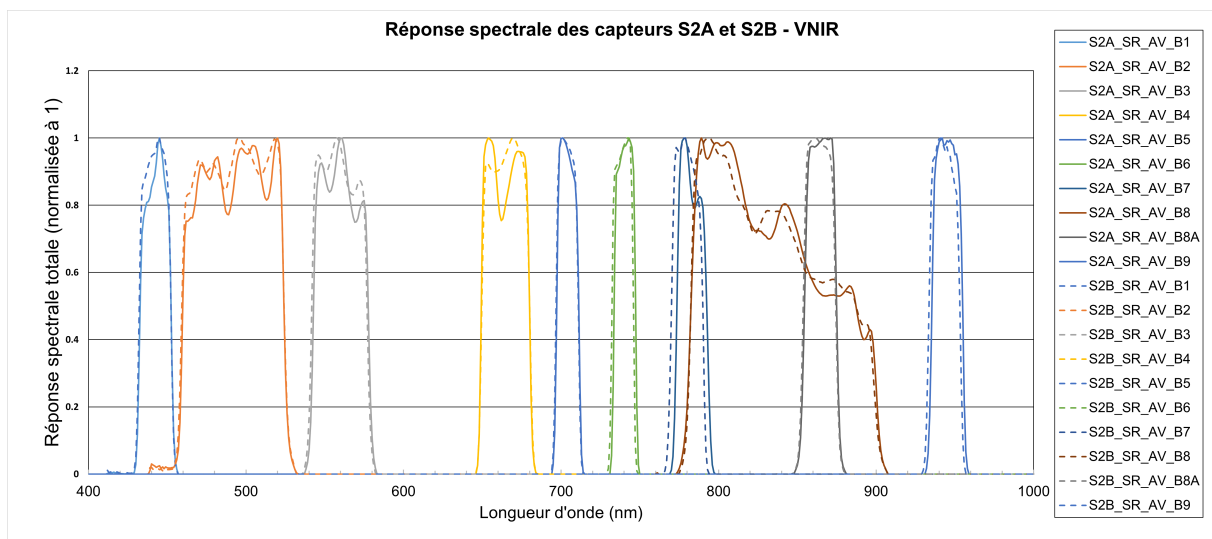


FIGURE 8.1 – Réponse spectrale de Sentinel-2 dans les domaines du visible au NIR (European Space Agency, 2017).

Les valeurs des bandes simulées sont ensuite utilisées pour construire des modèles de régression permettant de prédire les valeurs de potentiel de tige mesurés sur les rangs de vigne correspondants. La méthodologie mise en oeuvre et les tests menés sont les mêmes que ceux décrits dans la section 6.2.4 de cette partie. Ces modèles sont évalués avec le calcul du coefficient de détermination (R^2) et l'erreur quadratique moyenne ou root-mean-square error (RMSE).

8.3 Résultats

La Table 8.3 présente les meilleurs résultats obtenus avec les différents modèles pour chacun des satellites avec les bandes simulées à partir des mesures hyperspectrales. Seuls les résultats significatifs (p -value < 0.001 et $R^2 > 0.2$) sont indiqués dans le tableau. Il apparaît que les meilleurs scores (R^2 et RMSE) sont obtenus avec la simulation du satellite Worldview-3, ensuite vient la simulation du satellite Pleiade NEO et en troisième celle de Sentinel-2. Cet ordre est valable aussi bien pour la simulation avec les mesures sur les feuilles ou au-dessus de la canopée. Les scores des simulations avec les mesures sur les feuilles sont toujours plus élevés qu'avec les mesures au-dessus de la canopée comme démontré dans la partie II.

TABLE 8.3 – Résultats de l’algorithme de régression pour prédire les valeurs de potentiel de tige avec les données satellite simulées à partir des mesures hyperspectrales sur les feuilles ou au-dessus de la canopée.

Satellite simulé	Mesures sur feuilles	Mesures sur canopée
Landsat 8	$R^2=0.38$ RMSE=0.26	$R^2 < 0.2$
Pléiades	$R^2=0.28$ RMSE=0.28	$R^2 < 0.2$
Spot 6/7	$R^2=0.34$ RMSE=0.27	$R^2 < 0.2$
Sentinel-2	$R^2=0.39$ RMSE=0.22	$R^2=0.23$ RMSE=0.20
Worldview3	$R^2=0.78$ RMSE=0.15	$R^2=0.39$ RMSE=0.18
Pléiades Neo	$R^2=0.60$ RMSE=0.21	$R^2=0.35$ RMSE=0.19

8.4 Discussion et perspectives

Malgré les bons scores obtenus avec la simulation des données Worldview-3, sûrement en raison du nombre de bandes disponibles et de leur localisation (16 dont 8 dans le SWIR), le prix élevés des images n’en fait pas forcément un bon candidat pour un futur service de suivi de la végétation basé sur l’acquisition de plusieurs images dans la saison à un prix raisonnable (à partir de 20€ l’hectare). Le satellite Pléiades NEO pourrait être un bon compromis quand il sera disponible. Il semble que malgré son nombre de bandes restreint (6 du visible au NIR), celles-ci soient bien positionnées. Cependant, son temps de revisite et le tarif des images, encore inconnu, pourraient être un frein au développement d’une offre commercialement abordable pour un suivi sur toute la saison. En l’état, la constellation Sentinel-2 paraît être la meilleure option pour développer un service commercial. Malgré des scores un peu moins bon que les deux précédents satellites, cette solution présente l’indéniable avantage d’être gratuite et d’avoir une fréquence de revisite de 5 jours. A la suite de cette analyse comparative simple, l’entreprise TerraNIS a choisi de poursuivre le développement de son service avec les données S2.

Conclusion de la partie III

L'objectif de cette troisième partie était de vérifier la potentialité de l'imagerie multispectrale satellite pour suivre le statut hydrique de la vigne. Le premier chapitre était consacré à la recherche d'un modèle de régression pour prédire les valeurs de potentiel de tige à partir des données Sentinel-2 et de mesures terrain du potentiel de tige effectuées durant les étés 2018, 2019 et 2020 dans une trentaine de parcelles. Le modèle ainsi développé se base sur l'utilisation des bandes B4 (Rouge), B6 (Red-Edge), B8a (NIR) et B12 (SWIR). Ces domaines spectraux ont déjà été identifiés comme reliés au potentiel de tige dans la partie II de ce manuscrit avec les mesures hyperspectrales.

Dans le deuxième chapitre, afin de permettre une interprétation plus facile des résultats par l'utilisateur final du service, un classement des données de potentiel de tige en 3 catégories a été testé. Des modèles de classification pour prédire ces classes ont été explorés de la même manière que pour les modèles de régression. Avec une précision moyenne de 69% au maximum et des classes non représentatives de tous les stades de développement, les résultats obtenus sont cependant limités et ne seront donc pas développés dans la suite de l'étude. Il convient plutôt d'utiliser le modèle de régression, plus précis, puis d'interpréter les potentiels de tige ainsi prédits en fonction des stades de développement de la vigne et des futurs vins produits par exemple. Un rôle de conseil qui sera aussi important que pour le service Oenoview déjà commercialisé par TerraNIS et le groupe ICV.

Le dernier chapitre était destiné à tester la potentialité d'autres satellites multispectraux avec différentes bandes spectrales que S2 (nombres et/ou localisation). La simulation de leurs bandes a permis de démontrer la pertinence du satellite Worldview 3 et de Pléiades Neo pour la prédiction des valeurs de potentiel de tige. La multiplication des bandes spectrales ou leur localisation dans des domaines plus pertinents permettent effectivement d'améliorer la précision des modèles. Leur temps de revisite ainsi que leurs coûts freinent cependant leur usage pour un outil commercial de suivi temporel pendant toute une saison de végétation.

Quatrième partie

Vers la mise en place d'un service opérationnel

Introduction de la partie IV

Suite au choix d'un modèle de prédiction des valeurs de potentiel de tige à partir des bandes S2 dans la partie précédente, cette quatrième partie se concentre dans le chapitre 9 sur l'évaluation des prédictions obtenues et, dans le chapitre 10, sur le transfert du modèle à l'entreprise pour une distribution opérationnelle.

Dans un premier temps, il s'agit ici de vérifier si les cartes de prédiction des potentiels de tige obtenus à partir du modèle de régression retenu dans le chapitre 8 et les suivis au cours de la saison sont cohérents au niveau spatial et temporel. Cela revient à vérifier si ils reflètent bien des niveaux de stress hydrique différents, observés sur le terrain, entre plusieurs zones et/ou entre plusieurs dates. C'est l'objet du troisième article de la thèse. Pour cela, les images S2 couvrant toutes les parcelles de cinq domaines viticoles ont été téléchargées pour les dates entre juin et septembre et ont été traitées avec le modèle. Les résultats des prédictions de potentiel de tige ont ensuite été discutés lors d'une réunion d'échange avec les responsables de chaque domaine (viticulteurs et/ou techniciens viticoles). Ces retours ont permis de valider la pertinence du modèle ainsi que d'identifier des limites à son interprétation.

Dans un deuxième temps, un transfert technologique est mis en oeuvre avec l'entreprise partenaire. Le but est que l'entreprise puisse exploiter le modèle proposé dans le cadre de cette thèse pour un futur service opérationnel et qu'elle puisse intégrer directement les algorithmes développés dans son processus de production. Les pré-traitement choisi et la phase d'automatisation pour produire les cartes et les suivis temporels seront décrits respectivement dans les sections 10.2 et 10.3. Enfin, la section 10.4 décrit la campagne pré-opérationnelle de 2021 qui doit permettre à l'entreprise de tester ce modèle à plus grandes échelles sur environ dix domaines dans toute la France.

Chapitre 9

Suivi de l'état hydrique des vignobles à l'aide des images Sentinel-2 : Cas d'étude pour évaluer le modèle de prédiction du potentiel de tige sur plusieurs domaines viticoles dans le sud de la France

Résumé en français

Le secteur du vin doit faire face à de nombreux défis en raison du changement climatique. L'un d'entre eux est l'augmentation des températures et des épisodes de sécheresse. En effet, ces changements entraînent parfois des pertes de rendement et peuvent également impacter la qualité du vin produit (augmentation de la teneur en alcool...). Si une contrainte hydrique modérée est nécessaire pendant la phase de maturation pour concentrer les composés aromatiques intéressants dans les baies, un stress hydrique important pendant le stade petit pois peut stopper la croissance de la plante et entraîner des dégâts importants. La gestion de l'eau disponible est également une question sensible car de plus en plus de viticulteurs souhaitent irriguer pour compenser le manque d'eau dans le sud de la France. Dans ce contexte, il est nécessaire de disposer d'un outil d'aide à la décision permettant d'évaluer l'état hydrique de la vigne tout au long de la saison culturale à grande échelle. Pour répondre à ce besoin, nous avons développé un modèle qui identifie le potentiel hydrique de tige de la vigne (PT) à partir d'images Sentinel-2 grâce à une campagne de terrain sur trois ans dans 36 parcelles au total. Ce modèle utilise quatre bandes dans les domaines Rouge, Red-Edge, NIR et SWIR. L'étude présentée ici vise à valider ce modèle sur plusieurs domaines viticoles dont les parcelles n'appartiennent pas à la précédente base de donnée (i.e. celle utilisée pour la création du modèle). Les résultats montrent une cohérence spatiale et temporelle prometteuse des cartes et du suivi temporel en fonction des connaissances des viticulteurs, des données d'irrigation et des prévisions météorologiques. Des limites ont également été mises en évidence pour les parcelles présentant un nombre élevé de vignes manquantes par exemple.

Article 3 : Monitoring vineyard water status using Sentinel-2 images : Study cases to evaluate SWP predictions on several wine domains in the south of France.

Submitted to OenoOne on June 8th, 2021 DOI:

Eve Laroche-Pinel^{1,2,3}, Sylvie Duthoit¹, Veronique Cheret^{2,3}, Jacques Rousseau⁴, Marie Vidal-Vignerot⁵ and Harold Clenet^{2,3}

¹ TerraNIS, 12 Avenue de l'Europe, F-31520 Ramonville Saint-Agne, France

² Ecole d'Ingénieurs de Purpan, 75 voie du TOEC, F-31076 Toulouse, France

³ UMR 1201 DYNAFOR, INRAE-Université de Toulouse, 24 chemin de Borderouge F-31326 Castanet Tolosan Cedex, France

⁴ Groupe Institut Coopératif du vin, La Jasse de Maurin, F-34970 Montpellier, France

⁵ Syndicats du Cru Minervois, 35 quai des tonneliers, 11200 Homps, France

Abstract : The wine industry must face many challenges because of climate change. One of them is the increase in temperatures and droughts events. These changes sometimes lead to yield losses and can also impact the quality of the wine produced (increased alcohol content...). If a moderate water constraint is required during the ripening stage to concentrate interesting aroma compounds in the berries, important water stress during the pea-size stage can stop the plant growth and lead to severe damages. The management of available water is also a sensitive issue as water requirements for vineyard irrigation are quickly increasing in the south of France. In this context, there is a need for a decision tool that can help to evaluate the vine water status through the entire growth season at a large scale. To answer this, we have developed a model which predicts the vine Stem Water Potential (SWP) using Sentinel-2 images based on a field campaign over three years in 36 fields in total. This model uses four bands in Red, Red-Edge, NIR, and SWIR domains. The study presented here aims to investigate the validation of our model on several vineyards which do not belong to the set used for the creation of the model (neither for the train nor for the test part). The results show promising spatial and temporal consistency in accordance with winegrower knowledge, irrigation data, and weather forecast.

Keyword : Water Status, Precision Viticulture, Sentinel-2 images, Temporal and Spatial Evolutions

9.1 Introduction

Viticulture is highly affected by climatic conditions as much for its yield as for the quality of the grapes and therefore the wine produced (Chaves et al., 2007; Costa et al., 2007). According to Van Leeuwen & Darriet (2016), this is the main factor affecting plant development and berries composition ahead of the soil or the grape variety. The climate of the Mediterranean region was until the end of the 90's rather favourable to the culture of the vine with wet winter and warm summer, and balanced rainfall. Since 2000, the scarcity of rainfalls and the increase of evapotranspiration lead to regular and important water deficits during the growing period of vineyards (April-June), and thus the need for irrigation to maintain proper yield and wine quality. This raises the question of water resource management (Parker et al., 2020). At the same time, thoughts are ongoing to find other solutions to water stress based on alternative agronomic practices (soil and inter-row management, vine pruning), variety choice, or plant density for example (Bernardo et al., 2018). To implement these different solutions, it is necessary to first identify and quantify the needs. The first need is to detect the areas that suffer the most from water stress to optimise water use at the territory level. The second is the monitoring of the water status throughout the season to adapt irrigation management or others agricultural practices at field level, and maintain harvest and quality targets. A common, robust, and precise method to measure vine water status is the stem water potential (SWP) (Acevedo-Opazo et al., 2009). Thanks to pressure chamber measurements (Scholander et al., 1965), SWP reflects plant transpiration and soil conductivity. It reflects the capacity of the vine to conduct water from the soil to the atmosphere (Choné et al., 2001). However, this method is time-consuming and cannot be applied at a large scale during all the growth season. Remote sensing could be a relevant tool as it gives spatial information on vegetation with possibly an interesting temporal resolution. Considering Sentinel-2 (S2), its spatial resolution of 10 to 20m for most of its 13 bands, and its temporal resolution of 5 days make this satellites constellation especially suited for vegetation monitoring (Addabbo et al., 2016; Weiss et al., 2020). The combination of its spatial, spectral, and temporal resolution makes it a very interesting tool to monitor vineyards at a large scale (Devaux et al., 2019) taking into account spatial variability (Di Gennaro et al., 2019). Moreover, its potential use for vineyard monitoring has already been demonstrated to identify vine water status by Cohen et al. (2019) and to quantify the impact of heatwaves on the irrigated vineyard by Cogato et al. (2019). The ultimate advantage of S2 for future operational service is that it could be low cost as the access to the acquired images is free. In a previous study we demonstrated the effectiveness of a regression model to predict vine stem water potential using Sentinel-2 images (Laroche-Pinel et al., 2021b).

The study proposed here aims to evaluate robustness and limits of the developed model in a pre-operational context for several vine fields throughout the 2020 season. The goal is to check spatial and temporal consistency of the results based on winegrowers' knowledge and expertise and also using weather forecasts and in-field information. These exchanges with potential end-users also constitute an interesting exploratory step to assess the interest of a potential new decision support tool.

9.2 Materials & Methods

The model previously developed in Laroche-Pinel et al. (2021b) is applied on temporal series of cloud-free images of vineyard fields, considering only the pixels fully included in the field. The results give maps at pixel level (intra field variability) and at field level (mean of the pixels values for inter field variability). Predicted SWP values are also extracted for each field at each date to develop a temporal monitoring. The goal of the study is to ensure the validity of this prediction using winegrowers' expertise, weather, and water supply data. Figure 9.1 below shows all the different steps.

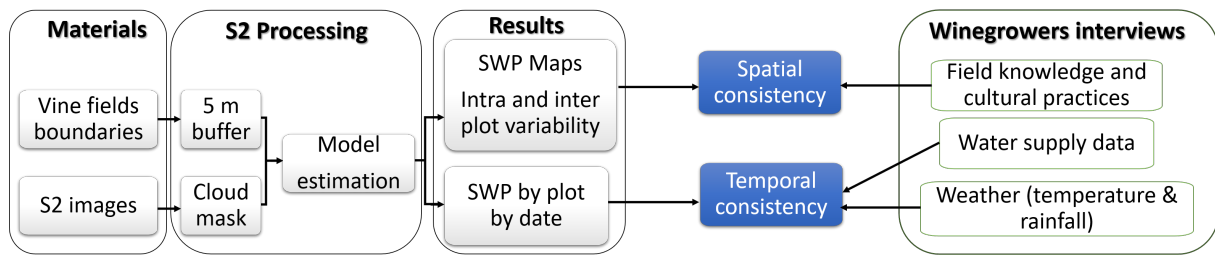
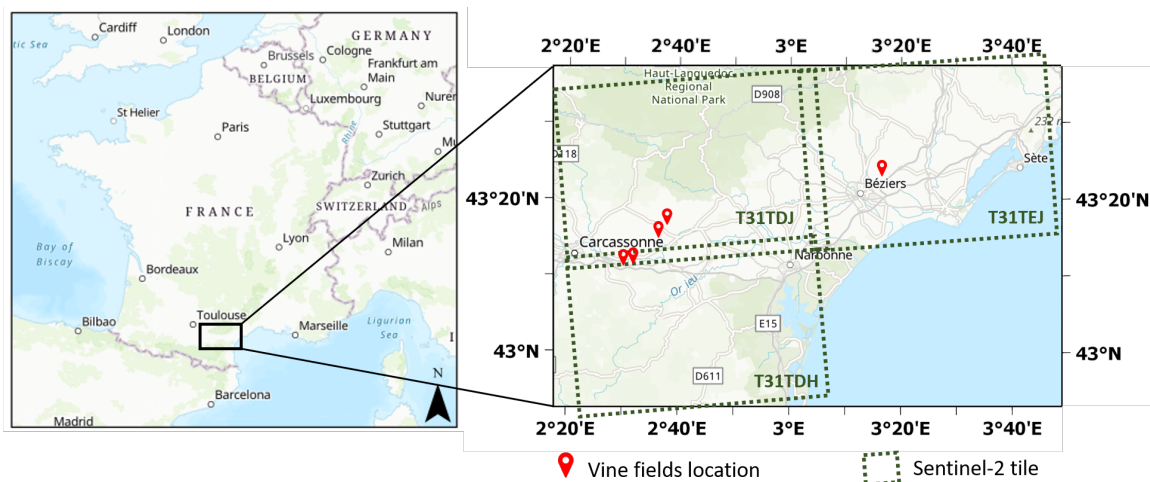


FIGURE 9.1 – Flowchart of the method used in this study (S2 : Sentinel-2, SWP : Stem Water Potential).

9.2.1 Study sites

In this study, we have worked with five wine estates in the south of France whose winegrowers well know their fields and closely monitor their water status. In total, 170 vine fields were monitored near Carcassonne and Beziers (Figure 9.2). This region benefits from a Mediterranean climate with hot, dry summers and cool, wet winters. Vine fields are mostly managed in Cordon and cover 220 ha in total. The database was diversified with 18 grape varieties (12 red and 6 white), different types of irrigation and soils.



Sources: Esri, Airbus DS, USGS, NGA, NASA, CGIAR, N Robinson, NCEAS, NLS, OS, NMA, Geodatastyrelsen, Rijkswaterstaat, GSA, Geoland, FEMA, Intermap and the GIS user community

FIGURE 9.2 – Study sites location in the south of France near Carcassonne and Beziers.

9.2.2 Sentinel-2 image processing

The Sentinel-2 sensor takes images with a swath of 290 km and images are then cut into sections of 110km x 110km named “tiles”. The studied area is covered by three tiles as shown in Figure 2 (T31TDH, T31TDJ and T31TEJ). All available Sentinel-2 images from June to September 2020 were downloaded from the THEIA platform in L2A format with a cloud mask and an atmospheric correction. An average of 20 images could be processed for each field, this means that we had a usable image (without cloud) every 7 days on average (approximately 10 images for each field from June to September). Among the 13 bands of S2, the model presented in Laroche-Pinel et al. (2021b) uses 4 bands in Red, Red-Edge, Nir and SWIR spectral domains with a spatial resolution of 10 or 20m. The 20m bands are resampled to 10m and then the first step of the process consisted in applying a buffer of 5m inside the field boundary to avoid border effects as done by Devaux et al. (2019). In the second step the model is applied on images pixels in order to have a map of the predicted SWP by pixel for the intra field variability, then values are averaged by field to highlight the inter-field variability. The last step consists in

extracting SWP estimation by field for each date to make a temporal monitoring. These steps are summarised and illustrated in Figure 9.3.

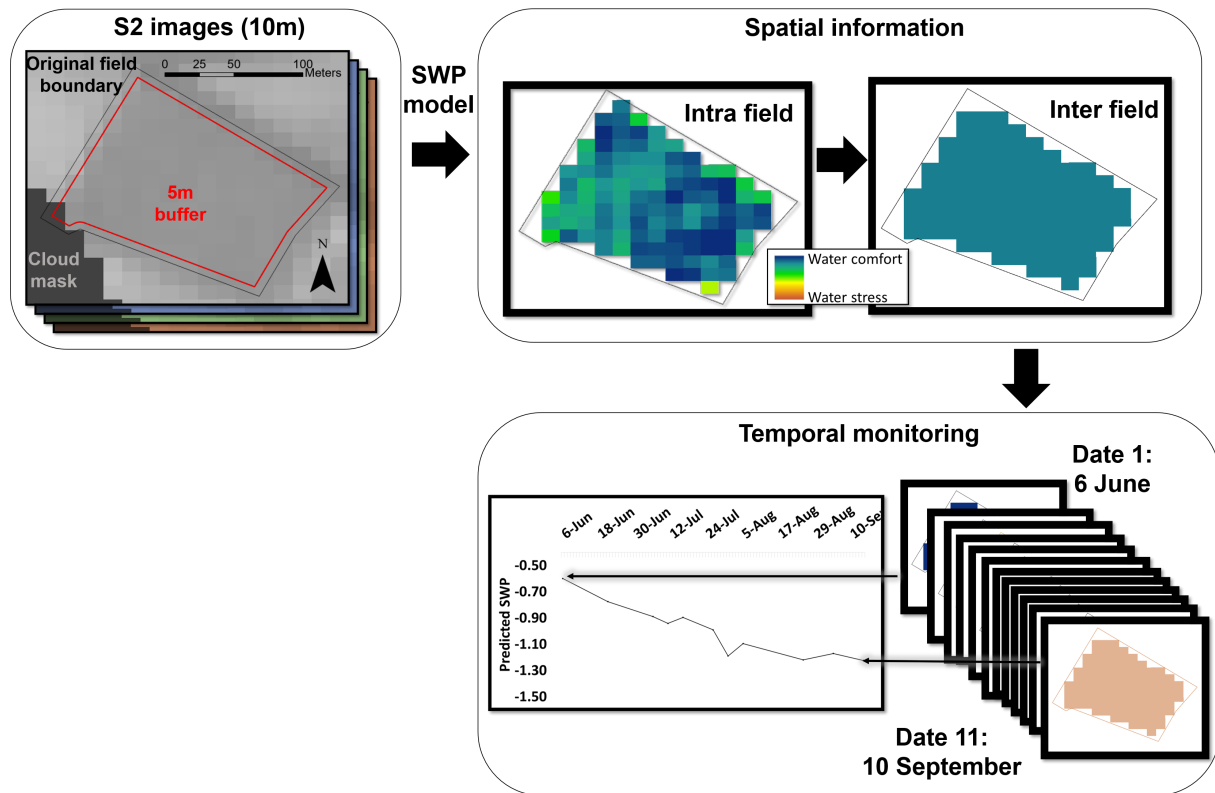


FIGURE 9.3 – Illustration of the process for one field (S2 : Sentinel-2). The first step consisted in applying a buffer inside the original field boundary. Then the model is applied in each pixel and SWP predicted values are averaged by field. The mean value of each field is finally extracted by date in order to field a temporal monitoring.

9.2.3 SWP interpretation

The model predicts vine water status by predicting SWP from 0 MPa (no water constraint) to -2 MPa (high water constraint). This measurement reflects the plant transpiration and the soil and root water conductivity (Choné et al., 2001). Water stress can occur more or less quickly, depending on climatic conditions (Van Leeuwen et al., 2009) and the response speed of the SWP will also differ depending on it. SWP values can be interpreted in terms of water constraint according to the vine development stage and the desired future wine (Payan, 2007; Salva, 2016). Indeed, the required water constraint will differ from a lower constraint at pea-size (to ensure the correct development of the grape) to a higher constraint at the ripening stage (to enhance grape quality by concentrating aromatic compounds). Additionally, for aging red wine, a high water constraint will be required unlike for a light white wine for example. In all cases, a SWP value below -1.6 MPa is indicative of excessive water stress for vines, which may cause irreversible damage for future production (Deloire et al., 2020).

9.2.4 Interviews with winegrowers

At the beginning of the study, vine field boundaries with information about grape variety and irrigation management were collected from winegrowers. Additional useful information were also collected : weather record with daily mean temperature and rainfalls from June to September, and the irrigation programs reporting dates and quantities of water brought by drip irrigation.

Our SWP prediction model has been processed at the end of the summer on all available and usable images. Finally, a meeting with the winegrowers has been organised on November 26, 2020, to present our work and show them the maps and the temporal monitoring of their vine fields. It was the occasion for them to give feedback and to discuss about the consistency of the model. The first thing to be evaluated is the spatial consistency of the predicted SWP maps over wine estates fields i.e to assess if the observed spatial patterns are correlated to the actual vine water status. Maps highlighting intra or inter field variability over wine estates were shown to each winegrower to check the model consistency according to their field knowledge (different soil composition, missing vines, irrigation...). Secondly, in order to evaluate the temporal consistency of the predicted water status over time, SWP temporal monitoring of vine fields were produced for each field and presented to winegrowers The SWP estimation evolution was then analysed with regards to weather data and irrigation management. As described previously, vine water status evolves from pea-size to harvest. If the decrease is greater or lesser than expected or if a big step is observed between close dates, it could either reflect an alarming change in water status or other agronomic practices (cover grass destruction, canopy trimming or tying-up...).

9.3 Results

9.3.1 Highlighting of spatial variability

The goal here is to verify that the model gives correct estimation by analysing the predicted SWP variations at the intra-field scale. The following figures show three examples of maps with the feedback from winegrowers. The first example in Figure 9.4 shows the predicted SWP map on August the 10th for several red (red border) and white (yellow border) vineyards of a wine estate. The colour scale of the map ranges from dark blue for no water constraint (0 MPa) to dark orange for severe water stress (-2 MPa). Looking at this map, the winegrower explained that there is a water source close to the areas that stand out in blue which may explain why there is less stress in this location. Moreover, he said that the field located in the northwest has a different soil composition in the lower left corner that does not fix water as well as the rest of the field, and can be seen with a greener colour.

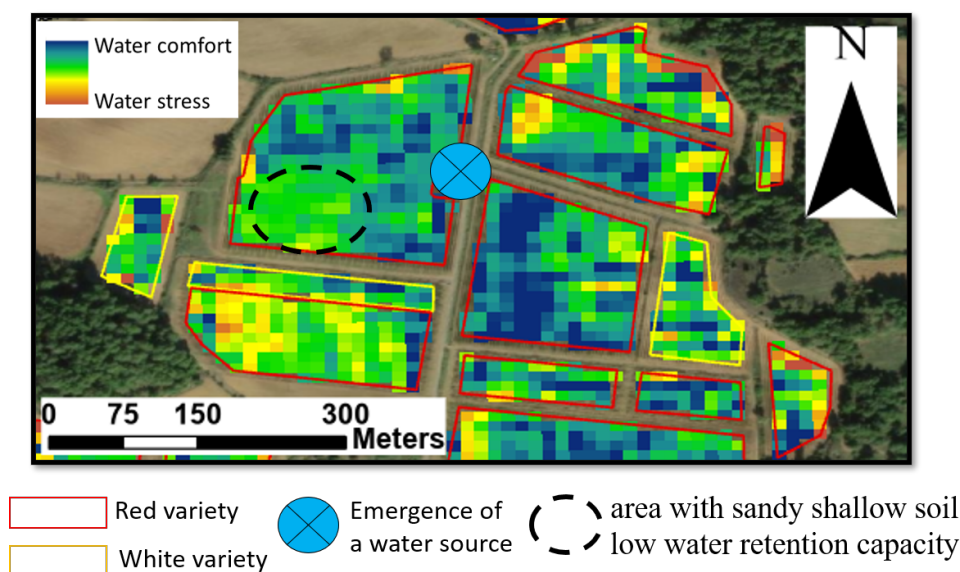


FIGURE 9.4 – Predicted water status map on August 10th, 2020.

The second example in Figure 9.5 is a predicted water status map on July the 14th. Concerning the white varieties, two fields (1 and 2) of the same variety (Chardonnay) seem to have

different water status. The second one seems to be less stressed. Moreover, the fields in the east stand out as being less stressed than those from the west. Finally, it can also be noticed that red fields seem to be less stressed than the white ones. Thanks to the discussion with the winegrower, we learned that the fields 1 and 2 have different planting years (field 1 : 2012 and field 2 : 2003). This makes sense as the older vine, with deep adult root system, seems to have a better water status than the youngest, with young and still shallow root system. Moreover, he also described the east area as wetter which can explain the difference between the fields in east and west. The difference between red and white varieties also makes sense since white varieties require a lower water constraint, as outlined in section 9.2.3.

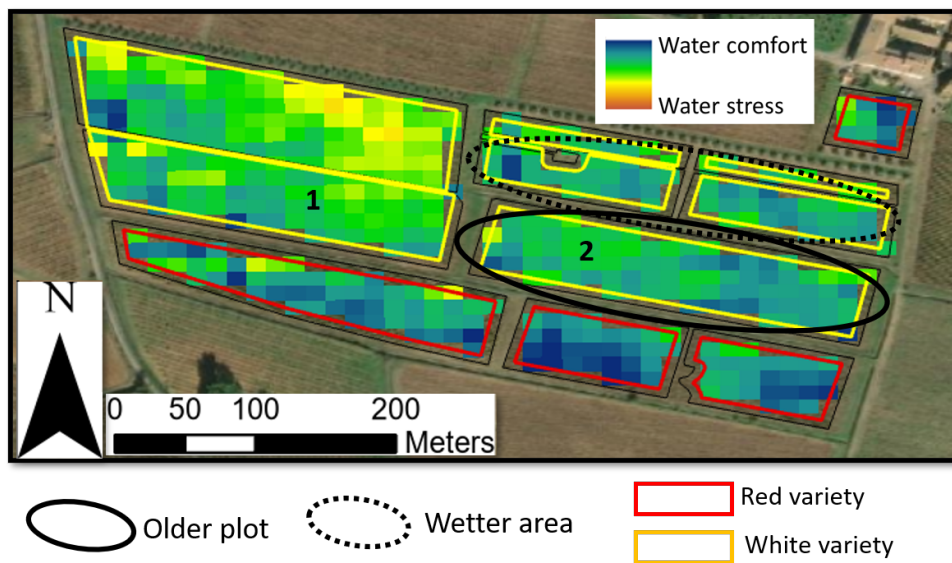


FIGURE 9.5 – Predicted water status map on July 14th, 2020 (field 1 : chardonnay of 8 years old, field 2 : chardonnay of 17 years old).

The third example shown with the map in Figure 9.6 highlights two fields in the middle that seem to have a more stressed area in their northern parts. According to the winegrower, these areas have many missing vines (rate higher than 20%). Such an abnormal level of missing vines may affect the model of SWP estimation by increasing the soil fraction seen by the satellite.

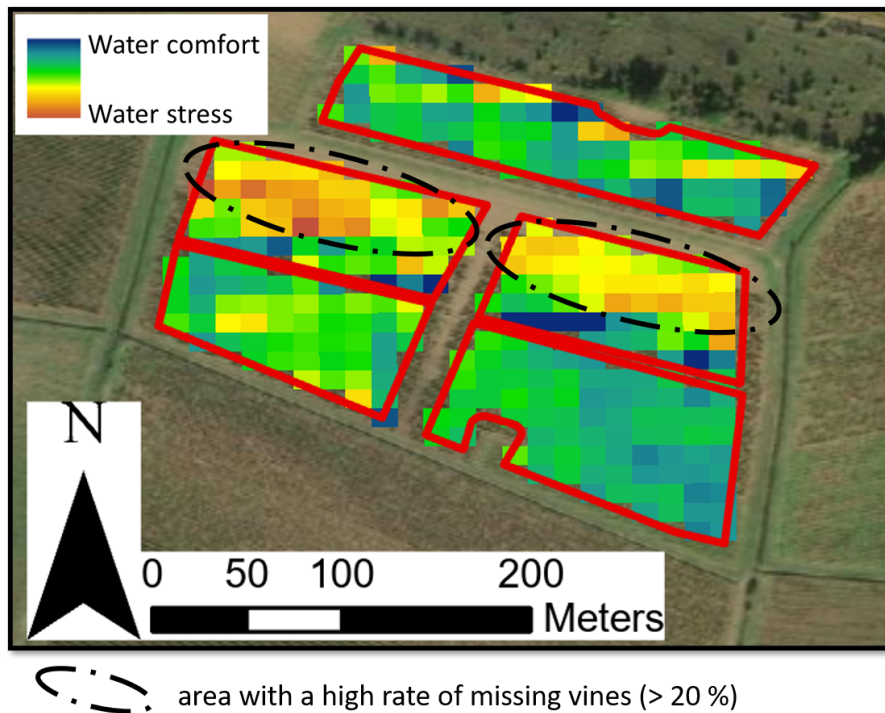


FIGURE 9.6 – Predicted water status map on July 31st, 2020.

9.3.2 Monitoring temporal evolution

The second objective is to verify the relevance of the temporal monitoring. It is important to know whether the model reacts correctly throughout the season and if the variations observed are actually due to changes in the water status of the vines. Four examples are detailed below to illustrate how the relevance of the model monitoring was verified.

Link with weather data

Figure 9.7 emphasises the link between the mean temperature recorded in a wine estate during summer 2020 and the predicted SWPs of its 32 vine fields (mean and standard deviation). Indeed, SWP evolution is inversely proportional to the mean temperature which means that the model reacts in the right way throughout the season. According to the intensity and the duration of the temperature increase, the answer of the vine is more or less quick but as shown with the red boxes in Figure 7, the SWP estimation is always impacted by high or long temperature increases.

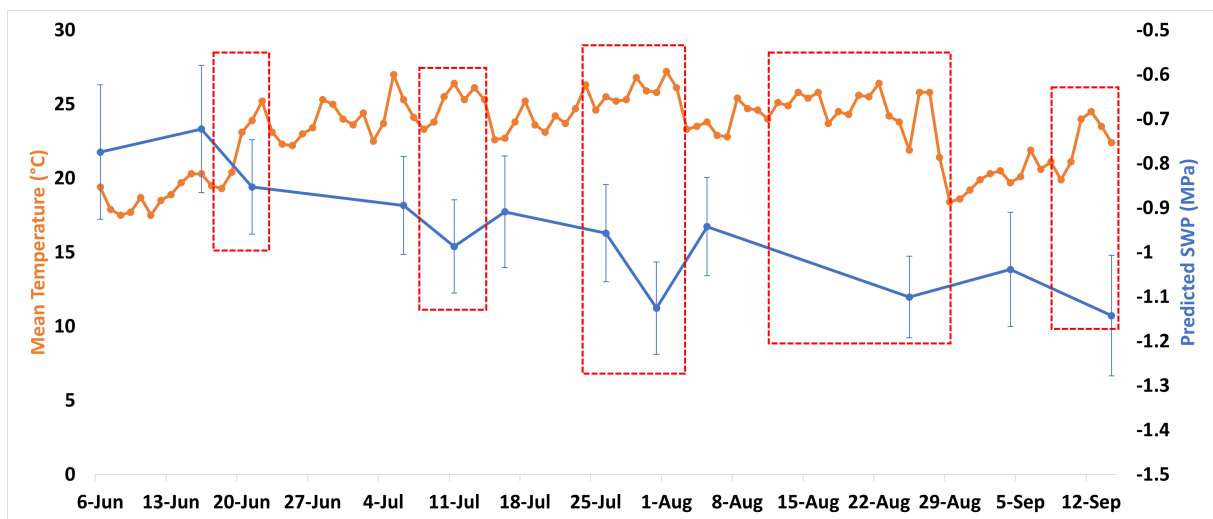


FIGURE 9.7 – Temporal monitoring of predicted SWP averaged for 32 vine fields with red varieties of one wine estate according to mean temperature for 2020.

Evaluation of the prediction over a whole wine estate after a rain and during a heatwave

Figure 9.8 shows four water status maps at a field scale for two wine estates on July the 26th and July the 31st. The Figures 8a and 8c display water status 3 days after rain (66.4mm on July the 23rd) and Figures 9.8b and 9.8d highlight water status during a heatwave (mean temperature between 25°C and 27°C). As expected, the majority of the fields tend to be more stressed in Figure 9.8b and 9.8d but their levels remain reasonable for the first wine estate (Figure 9.8b). The winegrower explained us that it is not surprising from his point of view because he tries to irrigate all his vineyard as soon as they require it with a drip irrigation system. On the contrary, for the second estate (Figure 9.8d), the colour of the plots tend to be more orange for some fields indicating that there is a big decrease in predicted SWP values. The winegrower of this second estate explained us that it is logical as he cannot irrigate all these fields in the same way, and some are never irrigated

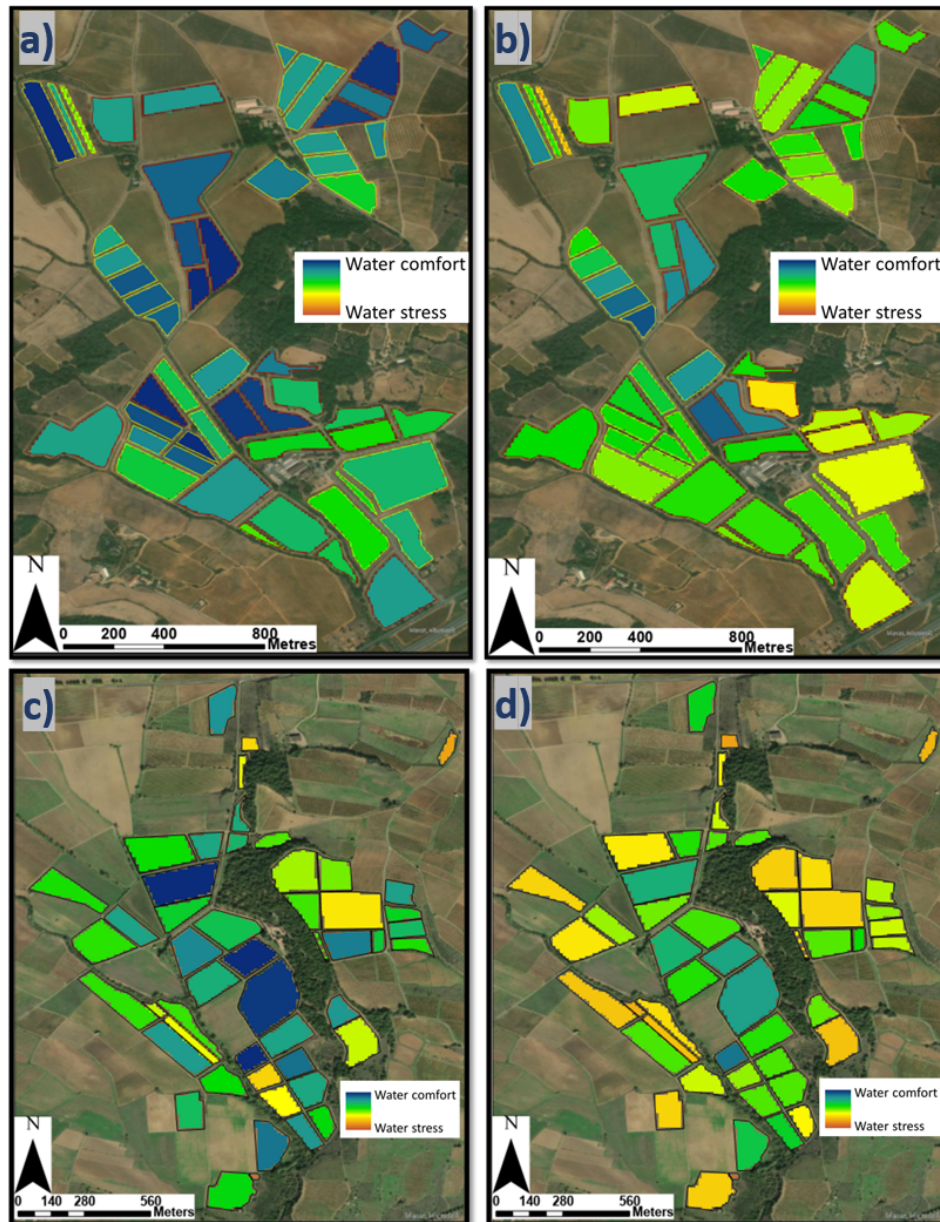


FIGURE 9.8 – Water status maps averaged by field for two wine estates at two dates, a) and c) after the rain on July the 26th 2020 and b) and d) during a heatwave on July 31st, 2020. Figures a) and b) represent a well irrigated wine estate and Figures c) and d) represent a wine estate with non-irrigated plots.

Impact of irrigation management

In order to follow and compare different vine fields with an interesting range of water status, it was particularly interesting to have access to a wine estate having different irrigation system installed on his fields : 15 vine fields have no irrigation system, 15 benefit from an overhead sprinkler irrigation system and 19 have a drip irrigation system. Figure 9.9 shows the temporal monitoring of predicted stem water potential for these fields according to their irrigation systems. As expected, fields without irrigation system tend to be more stressed than fields with soil or aerial system. Fields with a drip irrigation system tend to be less stressed than the others : drip irrigation allows a better spatial and temporal regularity of irrigation, with less losses than sparkling irrigation. Furthermore, there were some complications with the aerial irrigation system in early July. The fields may then not have received the right amount of water and this

is visible on the predicted SWP value as a rapid decrease is observed at these dates for fields with aerial irrigation system (Before July the 5th).

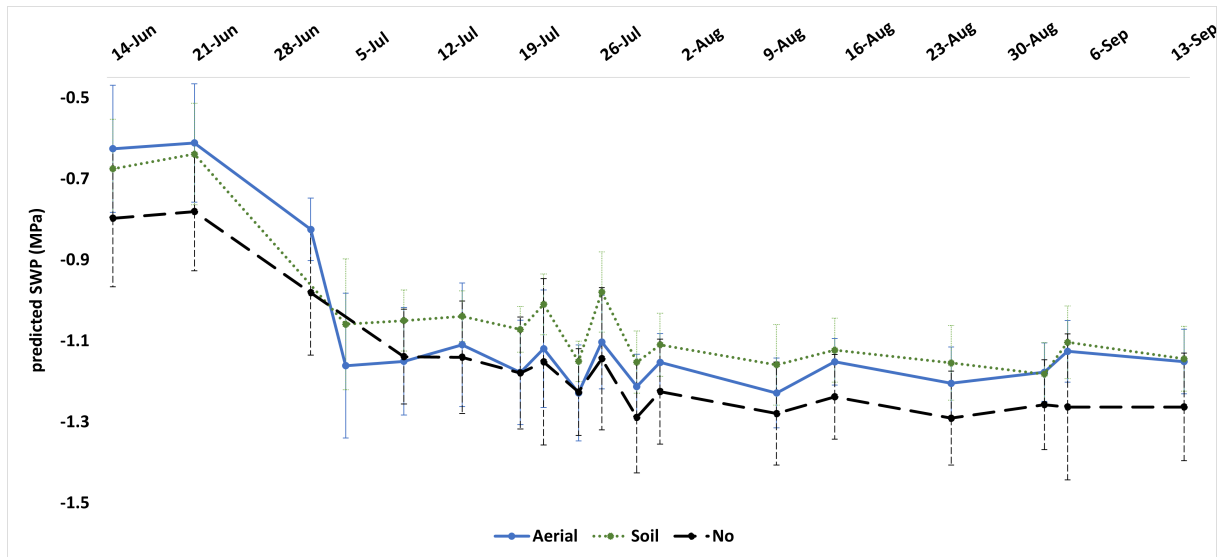


FIGURE 9.9 – Temporal monitoring of predicted SWP for fields according to irrigation system type for a wine estate in summer 2020.

Verification of water course according to the objective of an aging red wine

In Figure 9.10, SWP thresholds were reported on a temporal monitoring according to a water course adapted for an aging red wine (Ojeda & Saurin, 2014). A proper management of the whole estate is highlighted as predicted SWP are almost always in the optimal range, i.e., in “Balanced water status”. This estate is the same than the one shown in Figures 9.8a and b and the winegrower well manages the water status of its fields by having a global vision of its entire estate and by being able to irrigate each of its fields when they need it with a drip system. In this figure, the heatwave of the end of July can also be noticed with a decrease of the predicted SWP at the end of July.

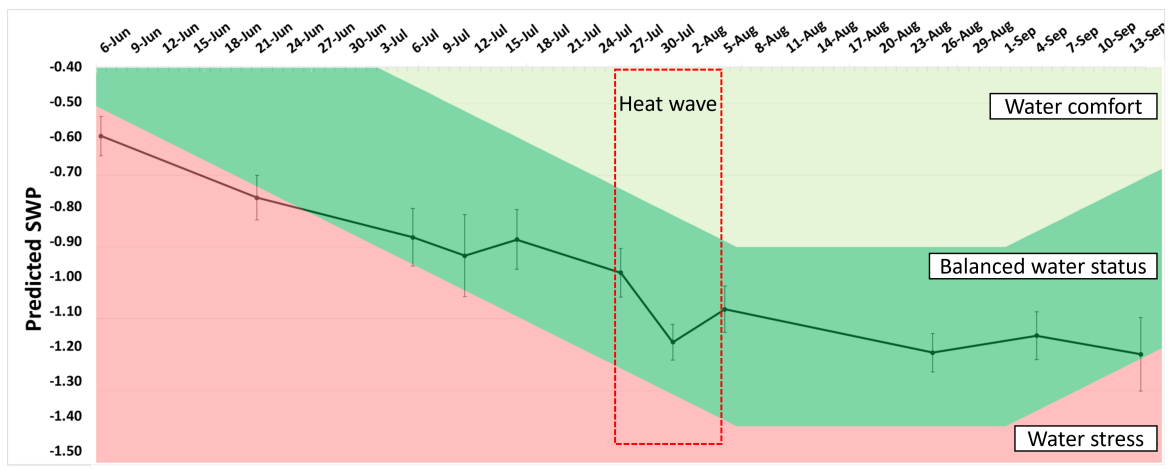


FIGURE 9.10 – Mean values of the temporal monitoring red plots of one wine estate according to 3 thresholds from water comfort to water stress for a red concentrated wine (adapted from (Ojeda & Saurin, 2014)).

9.4 Discussion

9.4.1 Consistency of spatial variability

Feedback from winegrowers were positive with right correlation between the predicted water status at an intra-field level and the knowledge provided by winegrower. Moreover, differences between red and white cultivars have also been highlighted which seems logical as they do not require the same water constraints, and are planted in deeper soils, or more irrigated (Van Leeuwen et al., 2009). Our SWP predictions have also highlighted that older vine fields seem to be less stressed than young and this makes sense as they are generally less sensitive to water deficit because of their deeper root system (Bou Nader et al., 2019). Finally, in order to pay attention to field with high missing rate and to the vine vigour in general, it is necessary to measure the vine vigour as a complement with vegetation indices or biophysical parameters for example.

9.4.2 Consistency of temporal evolutions

The first positive aspect of the temporal monitoring with our model is the good relationship with weather in relation with heatwaves (Figure 9.7) and rain (Figure 9.8) events. The second is the distinction between irrigated and non-irrigated vine fields of an entire vine estate (Figure 9.9), this means that the model can reasonably be used to distinguish fields with a lack of water. This also proves the robustness of the model over a whole wine estate even with several water supply practices. Finally, as the future service will provide SWP estimation during the season at a real time, it could also be possible to verify and adjust the water management of a vine estate with water status thresholds according to the development stage and desired future wine (Figure 9.10).

9.4.3 Towards an operational service

To operate a future service, two levels seem to emerge, one to help winegrowers to manage their vine fields at a vine estate scale and one for winegrowers unions to have an entire view of a region for example. In both cases, spatial and temporal information will be needed. Yearly temporal monitoring will help to know where to start watering for example. Maps can help in designing irrigation plans, with irrigation blocks corresponding to areas with the same water requirements. Pluriannual monitoring would give a better idea of the characteristics of each vintage, terroir, and region. Both can contribute to justifying applications for irrigation authorisation adapted to each area and year climatic characteristics, and also to long term policies concerning water and vineyard management. Finally, it would be interesting to add the weather information (historical and forecast) to have an overview of all available data. This would allow to complete the comparisons between years or terroir and to be able to act according to the predictions of the model and the weather forecast. The major advantages of a service like this one is that it can allow to monitor the vine water status in near real time (possibly every 5 days) on a large scale and at an affordable cost since the images are free.

9.5 Conclusion

The goal of this study was to verify the consistency of spatial and temporal monitoring of vine water status obtained with a model using S2 images. Images of vine fields of five wine estates have been processed with a previously developed model to predict their water status during the 2020 season. The feedback from winegrowers has been very positive according to their knowledge of their vine fields, the type of irrigation used or the weather data. Some limits have been highlighted like the necessity to well know the cultural practices and the vigour of

the studied vine fields. The results obtained here are promising for future operational service in the Mediterranean region and further investigations will be done in other regions with different agronomic practices (grass, inter-row...). The next step is to test this model in a systematic way on many vine fields in real time and asking winegrowers to go on the field and check the consistency of the water status estimation by using a within-field notations with a mobile application like ApeX-Vigne (Pichon et al., 2021) for example.

Chapitre 10

Transfert technologique vers l'entreprise partenaire (TerraNIS)

10.1 Introduction

Le chapitre précédent a permis de valider la cohérence des données obtenues avec le modèle développé dans la partie III. La pertinence des variabilités spatiales et temporelles du potentiel de tige prédit par ce modèle à partir de 4 bandes de Sentinel-2 a été discutée et approuvée par 5 domaines viticoles du sud de la France. Il s'agit donc ensuite d'intégrer ce modèle dans une chaîne de traitement automatisée pour pouvoir tester la commercialisation de ce service à grande échelle. Pour cela trois étapes sont nécessaires et sont décrites dans les sections ci-dessous. La première est le traitement des données d'entrée du modèle. En effet les images Sentinel-2 sont disponibles depuis plusieurs sources, avec des niveaux et des algorithmes de pré-traitement différents. La deuxième étape est l'intégration du modèle et des différentes étapes de traitement dans une chaîne opérationnelle existante. Enfin, la dernière étape consiste à réaliser une première campagne pré-opérationnelle pour une dizaine de domaines potentiellement intéressés par le service. Le but est de vérifier la cohérence des données pour un grand nombre de parcelles dans toute la France mais également d'obtenir un retour client détaillé sur l'apport potentiel de ce service dans leur gestion viticole.

10.2 Traitement des images d'entrée

Différentes chaînes automatique de pré-traitement existent pour traiter les images des constellations Sentinel. L'ESA a créé la sienne (Sen2Cor) qui permet de corriger les effets atmosphériques et de générer un masque de nuage. En France, le CNES est à l'origine de la chaîne MAJA qui permet également de corriger la topographie et de générer un masque de nuage plus performant que Sen2Cor selon Baetens et al. (2019).

Selon les pays et les usages, différents algorithmes sont utilisés ce qui peut provoquer de légères différences dans les réflectances obtenues. Des premiers tests ont été effectués lors de cette thèse pour comparer les réflectances obtenues avec la chaîne MAJA et celles obtenues avec un algorithme utilisé par Airbus Defense and Space. Les résultats préliminaires montrent effectivement quelques différences entre les réflectances de certaines bandes mais d'autres analyses sont encore nécessaires pour explorer ces données.

Dans tous les cas il est important de comprendre que ces différences de réflectance peuvent impacter la performance des modèles développés avec les données d'une chaîne et appliqués sur celles d'une autre par exemple. Les images utilisées dans le cadre de cette thèse ont été téléchargées depuis le site du CNES : THEIA ¹ au format L2A avec les corrections atmosphériques

1. <https://theia.cnes.fr>

et topographiques et le masque de nuages de la chaîne MAJA. Pour la suite, les images traitées avec le modèle développé lors de cette étude devront donc toutes être issues de cette chaîne.

10.3 Automatisation du modèle pour intégration dans les services de l'entreprise

Le modèle de prédiction du potentiel de tige de la vigne mis en place lors de cette étude a été réalisé sous Python 3. Ce script se concentre sur l'analyse des données brutes mais n'inclue pas une automatisation de la production des fichiers qui pourront être ensuite partagés aux potentiels clients via la plateforme de l'entreprise. Comme on peut le voir sur la Figure 10.1, il reste des étapes réalisées sous logiciel SIG. Les 4 étapes déjà codées sous python permettent de (1) fusionner les 4 bandes S2 et les rééchantillonner à 10m, (2) calculer les prédictions à partir du modèle, (3) appliquer le masque de nuages de THEIA, (4) calculer les statistiques (moyennes et écart type) de chaque parcelle à chaque date et (5), une fois toutes les dates traitées, regrouper les statistiques des parcelles à toutes les dates dans un seul fichier au format *csv*. Le reste de la procédure, la génération des cartes au format *png*, se fait de façon manuelle sur un logiciel de SIG en appliquant une zone tampon de 5m à l'intérieur des contours des parcelles et en découpant les images produites avec ces contours (donnée intra-parcellaire). Une étape de calcul de statistique zonale permet en parallèle de moyenniser la valeur du potentiel de tige estimée sur toute une parcelle (donnée inter-parcellaire). Les images des parcelles au niveau intra (au pixel) ou inter (moyenné à la parcelle) sont finalement exportées avec un fond transparent pour pouvoir les superposer à des fonds cartographiques.

Sur un ordinateur bureautique tel que celui utilisé lors de la thèse (Intel(R) Core(TM) i5-8250U @ 1.60GHz, 8Go RAM, Windows 10 64B), pour traiter 1 image S2, l'étape 1 nécessite 15min et il faut 5min en plus pour l'étape 2 et 3. Le reste de la procédure se fait en 5min. L'étape la plus longue reste le téléchargement des images sur la plateforme THEIA (20 min pour 1 image S2). Il faut donc environ 45min pour traiter une image S2.

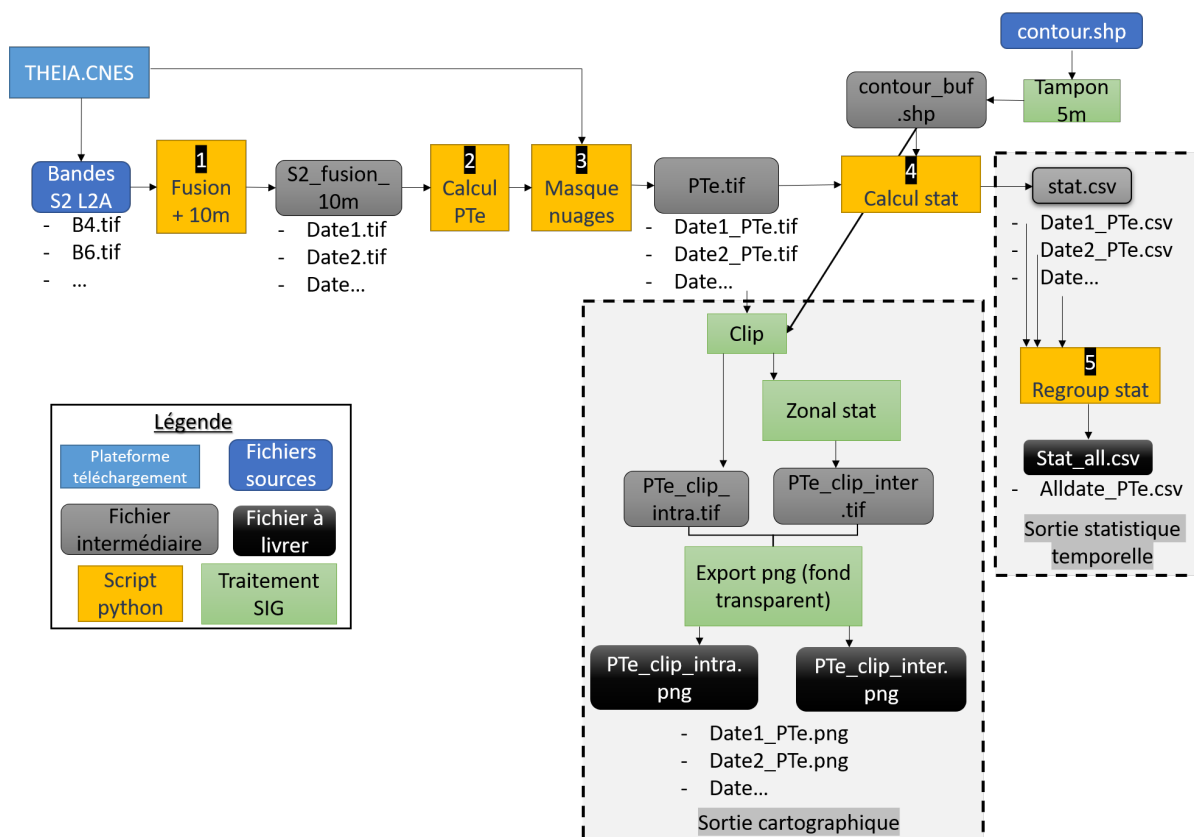


FIGURE 10.1 – Schéma de la procédure d'obtention des cartes et des suivis temporels mise en place pendant la thèse. (PTe : potentiel de tige estimé).

Dans le cadre de la fin de thèse, une partie du temps à été consacré au transfert technologique à l'entreprise et un travail a été effectué avec les équipes de TerraNIS pour définir le format du livrable pour les futurs clients et réfléchir à l'automatisation de la procédure de production du service. La Figure 10.2 illustre le nouveau schéma de la procédure mise en oeuvre entièrement sous Python grâce aux équipes informatiques de TerraNIS.

Un ré-échantillonnage à 2m est appliqué (fonction "Reduce pix size" dans la Figure 10.2) en suivant la méthode de convolution cubique proposé par (Keys, 1981). Cette approche ré-échantillonne les pixels en faisant une moyenne pondérée des 16 pixels les plus proches. Cela permet d'obtenir une carte plus lisible pour le client comme illustré dans la Figure 10.3. La fonction "apply colorimetric" permet d'appliquer une palette de couleur prédéfinie à l'avance sur toutes les images qui seront traitées. Cela permettra notamment de pouvoir comparer les images entre différentes dates ou entre différentes zones avec la même échelle de couleur.

Outre l'automatisation des différentes étapes, les formats des fichiers à livrer ont été adaptés pour une utilisation facilitée pour les futurs clients. Les cartes sont livrées au format *.kmz* visualisable sur Google Earth et le fichier statistique au format *.xls* pour l'ouvrir sur Excel.

Cette chaîne de traitement a été installée sur un serveur de production test. Grâce aux optimisations réalisés par TerraNIS, le traitement d'une image ne prend plus que 30 min au lieu de 45min. Cette automatisation est une première étape dans l'intégration du modèle au sein des services de l'entreprise.

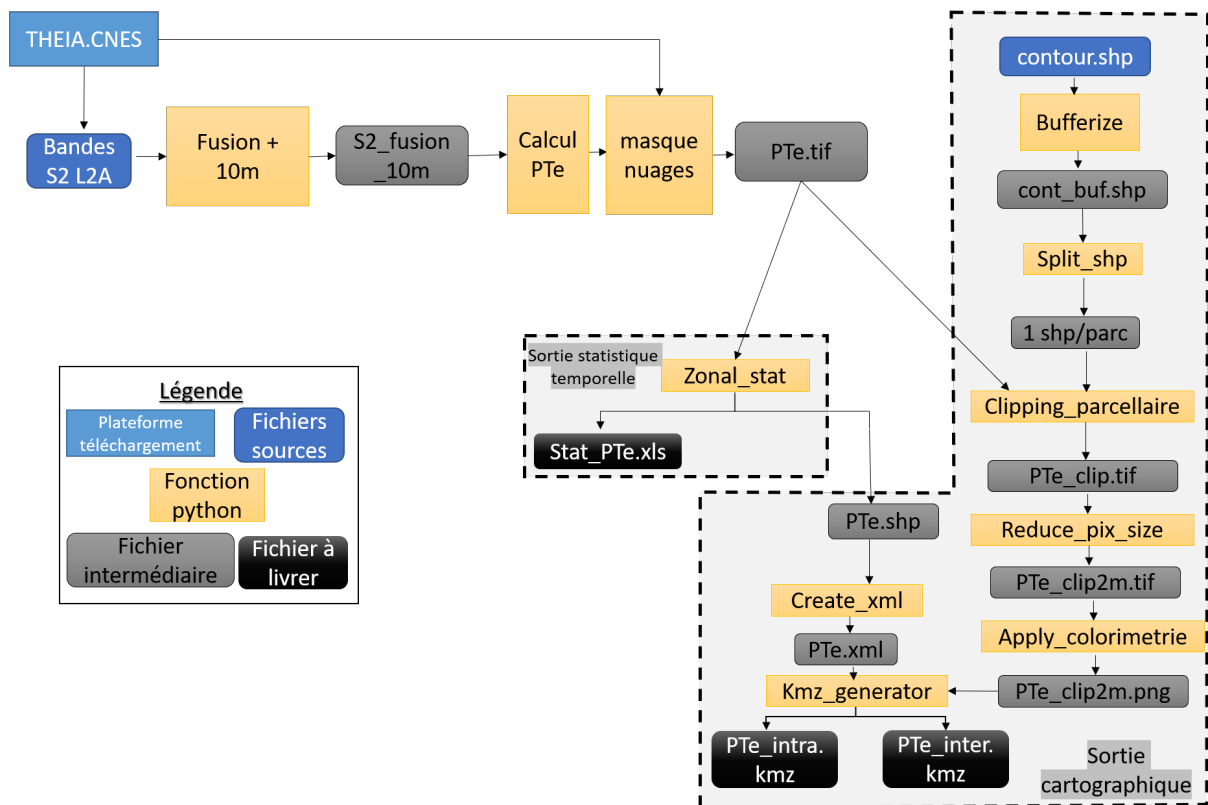


FIGURE 10.2 – Schéma de la procédure mise à jour pour automatiser. (PTe : potentiel de tige estimé).

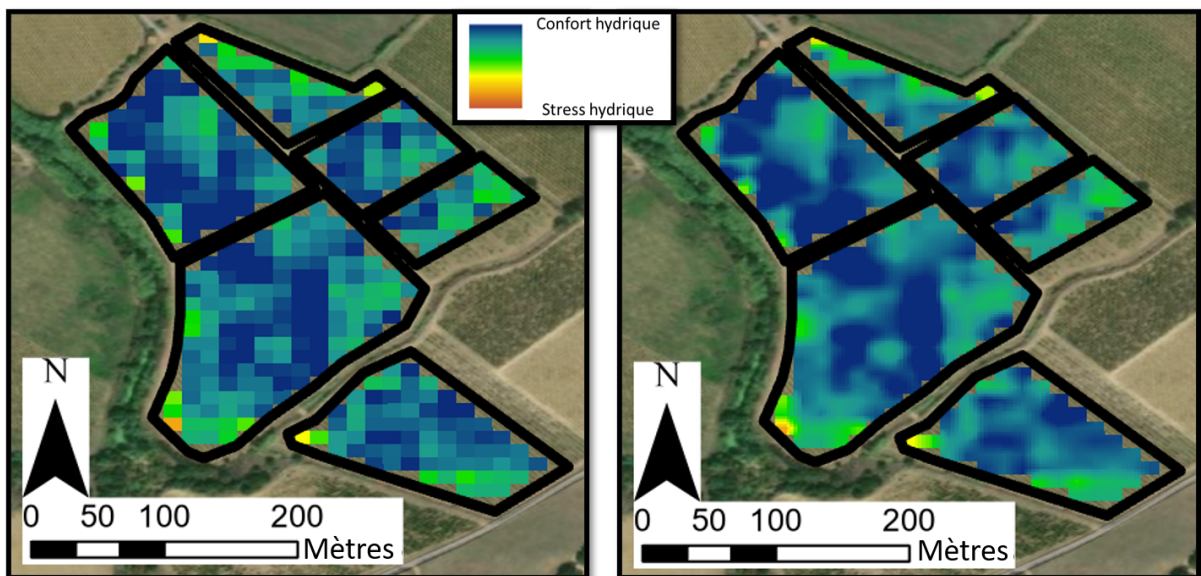


FIGURE 10.3 – Illustration du ré-échantillonnage d'une carte de 6 parcelles à partir des pixels de 10m (à gauche) vers des pixels de 2m (à droite) par la méthode cubique.

10.4 Campagne pré-opérationnelle du service

La procédure semi-automatisée étant mise en place, une première campagne pré-opérationnelle a pu être lancée pour l'été 2021. Il s'agit de suivre le statut hydrique d'une dizaine de domaines

dans toute la France. Les cartes (intra- et inter-parcellaires) et les suivis temporels seront délivrés aux clients tous les 15 jours à partir de fin juin. Selon la résolution temporelle de S2, cela représente 3 dates maximum s'il n'y a pas de nuage. L'objectif est de vérifier que les résultats obtenus pour le SWP prédits restent cohérents dans d'autres régions, sur plus de cépages et avec des pratiques culturales différentes.

Afin de mettre à profit au mieux cette phase de test pré-opérationnel, il sera important de recueillir le maximum de retours possibles des utilisateurs. Suite aux premiers échanges mis en place durant cette thèse et détaillés dans le chapitre 9 précédent, une proposition de guide d'entretien a été préparé (Table 10.1). Le but est que les viticulteurs ou techniciens viticoles puissent évaluer la pertinence des données spatiales et temporelles prédites par le modèle et de comprendre les incohérences ou erreurs du modèle. Cette proposition de guide est une base de travail à étoffer afin de récolter le plus d'information précises possibles. Il est conseillé d'utiliser un guide d'entretien avec chaque viticulteur en fin de saison (vers octobre) quand ils sont plus disponibles et quand ils auront eu une vue globale du service pendant toute la saison. Ce qui n'exclut pas des échanges réguliers avec eux lors de la livraison des fichiers notamment.

La première partie du questionnaire se concentre sur des questions générales qui peuvent aider à l'interprétation des cartes et à comprendre certaines observations qui paraîtraient incohérente sans l'expertise de terrain. Elle permet également d'aborder la question du suivi du statut hydrique avec le viticulteur, pour savoir si le service proposé peut lui convenir au niveau de la performance du modèle, du niveau d'information donné mais également de la facilité d'utilisation.

La deuxième partie se décompose en 2 sections, une sur la cohérence des cartes de variabilité intra-parcellaire et l'autre sur les cartes moyennées par parcelle (variabilité inter-parcellaire). Les deux commencent par une question de satisfaction globale des cartes pour chaque stade de développement et selon les types de cépage (rouge et blanc). Le but est de recueillir les impressions des clients sur le service et de savoir si semble plus pertinent pour certains stades ou cépages. Les questions suivantes se concentrent sur les endroits ou les parcelles où des variations spatiales ont été mises en avant avec le modèle, pour savoir si elles sont cohérentes ou non avec la connaissance de terrain des viticulteurs. Des questions sur l'irrigation et les types de sol de son domaine sont également posées afin de vérifier leurs impacts sur les variations spatiales observées.

Enfin, la dernière partie concerne la cohérence des suivis temporels. Elle commence avec une question de satisfaction globale puis l'objectif est d'amener la discussion vers la pertinence des variations de statut hydrique prédit, en prenant en compte les données météo et/ou les irrigations effectuées. Cette partie se termine sur une question d'ouverture globale pour savoir si le viticulteur a pu gérer le statut hydrique de ses parcelles comme il le voulait et si le service délivré lui a été utile.

10.5 Conclusion

Les pré-traitements des images sont réalisés avec la chaîne MAJA du CNES afin d'utiliser un masque de nuage le plus performant possible et surtout de travailler sur le même type d'image utilisé pour construire le modèle. Pour la suite, le transfert du modèle vers TerraNIS a pu commencer rapidement avant la fin de la thèse grâce à une coopération étroite avec les équipes informatiques de l'entreprise. La semi-automatisation des traitements va permettre de tester ce service dès l'été 2021 mais du travail reste encore à accomplir notamment sur l'automatisation du téléchargement des images. L'objectif à terme est de mettre à disposition des utilisateurs les cartes et les suivis temporels sur une plateforme en ligne de visualisation. Celle-ci est déjà en place au sein de TerraNIS mais l'implantation du modèle pour le suivi du statut hydrique n'a pas encore pu avoir lieu compte tenu des impératifs de temps des différentes équipes de TerraNIS.

TABLE 10.1 – Proposition d'un guide d'entretien pour un client qui teste l'outil de suivi du statut hydrique de la vigne lors de sa phase pré-opérationnelle durant l'été 2021.

Questions générales
1-Quelles sont vos pratiques culturales ? Taille : Distance inter-rang : Distance inter-pied : Enherbement (oui, non et fréquence pour chaque parcelle si possible) :
2- Avez des parcelles avec des taux de manquants important (>20%) ? Si oui lesquelles ?
3- Y a t-il des pentes et/ou cuvette dans certaines parcelles ? Si oui lesquelles ?
4- Pouvez-vous nous fournir un suivi météo de votre domaine ? (température et pluviométrie minimum)
5- Utilisez vous un OAD pour vous aider à gérer l'irrigation de vos vignes ? Si oui lequel ou quel genre ? (Station météo, suivi avec mesures in situ ?)

Cohérence spatiale des cartes de suivi hydrique
<u>I) Carte intra-parcellaire (au pixel)</u> 1- Sur une échelle de 1 à 4 comment juger vous globalement la pertinence des informations ? (1 : mauvaise, 4 : très bien) - Au stade petit pois : - Durant la véraison : - Durant la maturation : - Pour les parcelles de cépage rouge : - Pour les parcelles de cépages blancs : 2- Avez-vous retrouvé des variations intra-parcellaires de statut hydrique dont vous aviez déjà connaissance ou que vous soupçonniez ? Si oui sur quelle(s) parcelle(s) ? Quelles en sont les causes (pente, irrigation...)? 3- Avez-vous été surpris des variations intra-parcellaires mis en lumière par ces cartes ? Si oui pour qu'elles parcelles, comment pourriez-vous l'expliquer ?
<u>II) Carte inter-parcellaire (moyenne à la parcelle)</u> 1- Sur une échelle de 1 à 4 comment juger vous globalement la pertinence des informations ? (1 : mauvaise, 4 : très bien) - Au stade petit pois : - Durant la véraison : - Durant la maturation : - Pour les parcelles de cépage rouge : - Pour les parcelles de cépages blancs : 2- Avez-vous irrigué toute ou partie de votre domaine ? Si oui, pouvez-vous nous lister les parcelles irriguées avec les dates et quantités ? 3- Avez vous plusieurs type de sol sur votre domaine ? Si oui, lesquels ? Ont-il, selon vous, influencé le statut hydrique prédit par le modèle ?

Cohérence temporelle des suivis hydriques
1- Sur une échelle de 1 à 4 comment jugez-vous globalement la pertinence des suivis par rapport à votre connaissance des parcelles ? (1 : mauvaise, 4 : très bien) - Pour les parcelles de cépages rouges : - Pour les parcelles de cépages blancs : 2- Si vous possédez un outil de suivi des températures, avez-vous remarqué une cohérence en les évolutions du statut hydrique prédit et les évolutions de températures mesurées ? 3- Si vous possédez un outil de suivi des précipitations, avez-vous remarqué une incidence des pluies sur le statut hydrique prédit par le modèle ? 4- Si vous avez irrigué vos parcelles, avez-vous remarqué une incidence sur l'évolution du statut hydrique prédit ? 5- Avez-vous pu irriguer toutes vos parcelles comme vous le souhaitiez ? Sinon, quelles parcelles auriez-vous irrigué plus si vous aviez pu ? Que pensez-vous du service délivré cette année ?

Conclusion de la partie IV

L'objectif de cette quatrième partie était de vérifier la pertinence du modèle développé précédemment sur un ensemble de parcelles de plusieurs domaines et de décrire l'intégration du modèle au sein de l'entreprise partenaire TerraNIS. Le premier chapitre visait à confirmer la cohérence des cartes de prédiction du statut hydrique ainsi que des suivis temporels pour 5 domaines du sud de la France. Cette étude exploratoire a approuvé l'utilisation du modèle et l'étape suivante de transfert technologique vers l'entreprise a pu avoir lieu après avoir automatisé une partie du processus de production du modèle. Une phase de production du service pré-opérationnelle est prévue pour l'été 2021 sur un plus grand nombre de domaines viticole dans toute la France afin de valider la potentialité de ce service et d'identifier les éventuelles limites et évolutions à prévoir. En plus de l'article soumis dans la revue OenoOne, un article de vulgarisation en français a également été soumis en juin 2021 pour une édition spéciale sur l'eau dans la Revue des Oenologues. L'objectif est de faire un lien avec la communauté cible de ce service : la filière viticole pour les tenir informés des avancées en terme de projet de recherche et de service développé pour le suivi du statut hydrique de la vigne par télédétection. L'article est disponible en Annexe B.

Cinquième partie

Synthèse générale et perspectives

Cette dernière partie propose une synthèse générale des réponses apportées aux questions de recherche posées au début de cette thèse, à savoir :

- Quels sont les domaines spectraux impactés par des différences de statut hydrique de la vigne ?
- Ces domaines sont-ils représentés dans les bandes spectrales de Sentinel-2 et permettent-ils de développer un modèle de prédiction du statut hydrique de la vigne à partir du satellite S2 ?
- Peut-on développer un service opérationnel à partir de ce modèle ?

Cette partie permet également de détailler les limites identifiées pour chaque réponses apportées et de discuter des nouvelles questions scientifiques et techniques que ce travail soulève.

Chapitre 11

Réflexion sur la résolution spectrale

11.1 Mise en évidence des gammes de longueurs d'onde les plus sensibles au statut hydrique de la vigne

Les résultats des travaux présentés dans la partie II, basés sur l'utilisation de mesures hyperspectrales (de 400nm à 2500nm), ont mis en évidence les domaines du SWIR, du Red-Edge et du NIR comme étant les plus sensibles aux changements de potentiel de tige en réponse aux variations du statut hydrique de la vigne. Ces domaines sont effectivement directement reliés au contenu en eau des feuilles (SWIR) ou réagissent aux conséquences d'un manque d'eau sur la structure cellulaire ou la teneur en pigments chlorophylliens (NIR et Red-Edge).

Cette première partie du travail de thèse a également mis en lumière le potentiel des données hyperspectrales comparées aux mesures multispectrales. En effet, les corrélations entre potentiels de tige et indices de végétation sont toujours meilleures en utilisant des valeurs de réflectance à des longueurs d'onde spécifiques pour les calculer plutôt qu'en utilisant des moyennes de réflectance sur des domaines de longueur d'onde données. Les meilleurs indices de végétation avec des longueurs d'onde spécifiques ont des R^2 supérieurs à 0.6 alors que ceux utilisant des domaines moyennés ont des R^2 inférieurs à 0.5 (section 4.5.3 de la partie II).

11.2 Les données multispectrales et hyperspectrales

La notion de résolution spectrale a également été mise en exergue dans le choix des satellites multispectraux dans le chapitre 7 de la partie II. En effet, on remarque que les satellites Worldview3, avec 16 bandes fines (30nm en moyenne) et Pléiade Néo, avec 6 bandes assez fines également (36nm en moyenne) (Table 8.2) sont ceux qui paraissent les plus prometteurs si l'on ne tient compte que de la précision du modèle pour prédire les potentiels de tige (Table 8.3). Ces satellites sont ciblés avec des bandes spécifiques pour le suivi de la végétation notamment. Au contraire, les données hyperspectrales permettent de ne pas être limité en terme de cas d'application car elles permettent d'avoir toute la diversité et la variation spectrale sur une gamme de longueurs d'onde réduite ce qui permet de détecter des variations plus subtiles qu'avec une moyenne intégrant des réflectances sur une largeur plus grande (Lu et al., 2020).

La Figure 11.1 permet de voir facilement l'effet de la résolution spectrale sur la capacité à analyser l'ensemble de la signature de la végétation. La plus complète est obtenue à l'aide du spectroradiomètre de terrain ASD FieldSpec, le même instrument que celui utilisé pour notre partie II. Au contraire, le capteur d'un satellite multispectral comme Sentinel-2 composé d'une dizaine de bandes beaucoup plus larges peut passer à coté de variations plus ou moins importantes de la réflectance notamment dans les bandes d'absorption de l'eau.

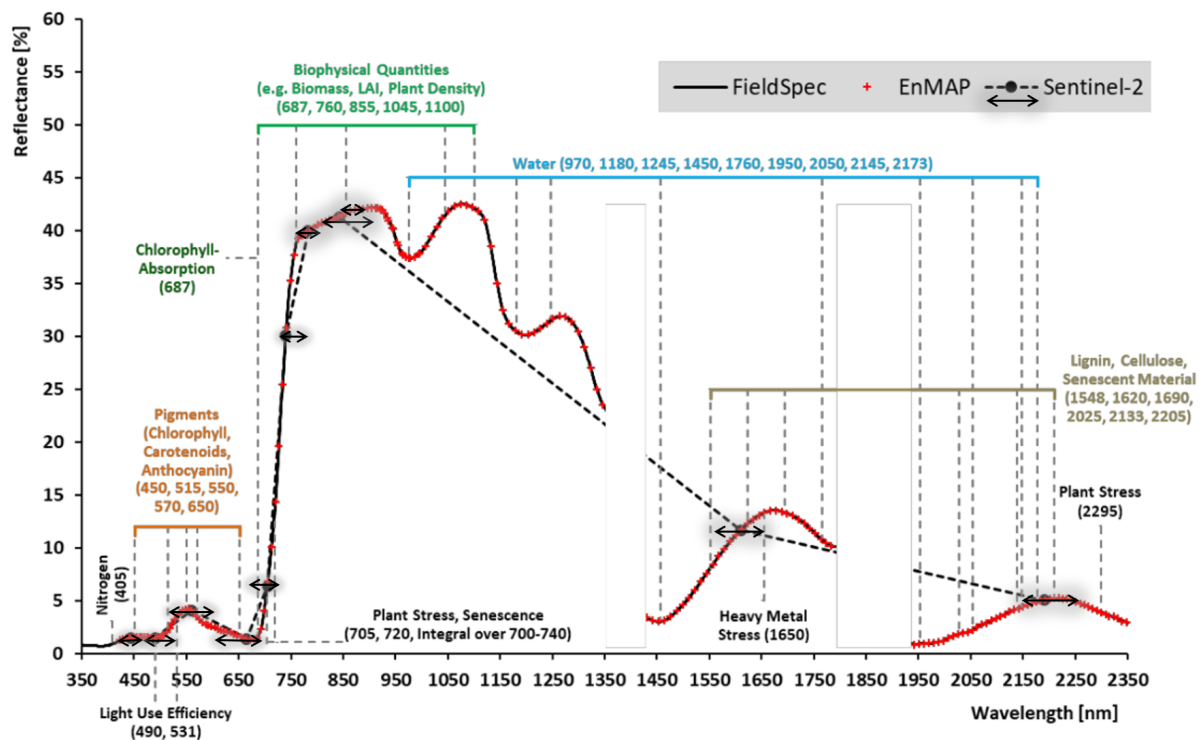


FIGURE 11.1 – Réponse spectrale de la végétation selon différents capteurs optiques : FieldSpec, Sentinel-2 et EnMAP. Adapté d'après Bach & Rast (2018).

11.3 Perspectives

11.3.1 L'arrivée de satellites hyperspectraux pour l'observation de la Terre

Des satellites hyperspectraux sont en cours de déploiement (PRISMA, EnMAP, CHIME...). Lancés par des pays Européens, cette nouvelle génération de capteur va enfin combler le vide qui existait pour l'observation de la Terre avec des acquisitions couvrant à haute résolution spectrale toute la gamme VNIR-SWIR (Figure 11.2). La plupart de ces satellites ont une durée de mission nominale d'environ 5 ans et leur complémentarité en fait des outils additionnels des satellites multispectraux qui eux présentent l'avantage d'avoir des temps de revisite plus courts (Figure 11.2).

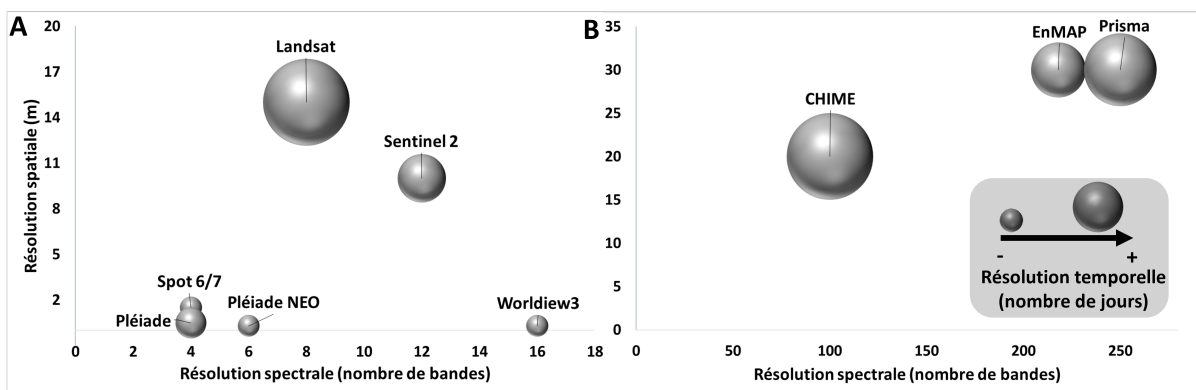


FIGURE 11.2 – Résolution spatiale, spectrale et temporelle de différents satellites multi (A) et hyperspectraux (B).

Un satellite a été développé par l'agence spatiale italienne : *Precursore IperSpettrale della Missione Applicativa* (PRISMA)¹. Ce satellite a été lancé en 2019 et est actuellement en phase de mise en service. Il capturera des images dans 250 bandes spectrales entre 400 et 2500nm, avec une résolution spatiale de 30m pour les bandes hyperspectrales et 5m pour la bande panchromatique (Guarini et al., 2018; Pignatti et al., 2013). Les images sont acquises sur des surfaces de 30 Km x 30 Km avec une programmation à la demande sur l'ensemble du globe et un téléchargement sur catalogue possible (historique) (Loizzo et al., 2018).

Un autre satellite hyperspectral doit être lancé prochainement (au court de l'année 2021), celui de l'agence spatiale allemande : *Environmental Mapping and Analysis Program* (EnMAP). Le capteur acquiert les images dans 230 bandes spectrales comprises entre 420nm et 2450nm, avec une résolution spatiale de 30m (Katja et al., 2018) et avec une fréquence de revisite de 4 jours (Erhard et al., 2017). Sur la Figure 11.1 on voit très bien l'intérêt d'un capteur hyperspectral tel que EnMAP avec ses centaines de bandes très fines dont les mesures suivent le spectre de végétation mesuré par le spectroradiomètre ASD. Un capteur similaire à EnMAP a déjà été embarqué dans la station spatiale internationale (ISS) en 2018 : le *DLR Earth Sensing Imaging Spectrometer* (DESI) (Alonso et al., 2019; Müller et al., 2016). Il mesure la réflectance dans les domaines du visible au NIR (400-1000nm) avec une capacité de revisite théorique de 3 à 5 jours selon les manoeuvre de l'ISS. Ce projet est piloté par le centre aérospatial allemand (DLR) et la société Teledyne Brown Engineering (Alabama, USA) pour la partie commerciale. Les images sont disponibles gratuitement pour la recherche scientifique et commercialisées pour les sociétés privées depuis fin 2019². L'objectif principal de cette mission est d'évaluer les capacités scientifiques d'un tel capteur pour la recherche fondamentale mais également pour ses futures applications dans différents domaines.

Enfin, l'agence spatiale européenne développe également un programme de satellite hyperspectral, dans la continuité du programme Copernicus, baptisé *Copernicus Hyperspectral Imaging Mission For The Environment* (CHIME) ou Sentinel-10. Il doit être lancé d'ici 8 ans et comprendra une centaine de bandes entre 400nm et 2500nm, avec une résolution spatiale entre 20 et 30m et une résolution temporelle comprise entre 10 et 15 jours (Bach & Rast, 2018). Ces images auront également l'avantage d'être disponibles pour tout le monde.

11.3.2 Des méthodes d'analyses plus approfondies

L'utilisation de données hyperspectrales permettrait d'améliorer la précision des modèles, en utilisant les réflectances mesurées sur des gammes de longueurs d'onde beaucoup plus étroites ou en analysant directement la forme des absorptions sur l'ensemble du spectre. De plus, aujourd'hui les méthodes d'analyse de données satellites se complexifient et s'adaptent aux caractéristiques de ces données de type "Big-data". La Table 11.1 présente différents méthodes d'analyse couramment utilisées dans l'analyse de données optiques pour des applications en agriculture. Concernant les analyses plus spécifiques aux données hyperspectrales, les outils de type chimiométrie sont également très appropriés à l'analyse d'un spectre dans sa globalité (Geladi et al., 2004). Ils sont très utilisés en chimie par exemple ou pour des analyses de composés à partir de spectre infrarouge (Wold, 1995; Amigo et al., 2013).

1. <https://directory.eoportal.org/web/eoportal/satellite-missions/pag-filter/-/article/prisma-hyperspectral#foot1%29>

2. https://www.dlr.de/eoc/desktopdefault.aspx/tabid-13629/23675_read-54295/

TABLE 11.1 – Comparaison de différentes méthodes d’analyses des images optiques pour l’agriculture. Adapté d’après Lu et al. (2020).

Méthode	Paramètres généralement utilisés	Complexité du modèle	Performance du modèle	Applications
Régression linéaire simple	-1 variable prédictive -1 variable réponse	Faible	Faible à haute	- Choix de variable - Vérification de bruit dans les données d’entraînement
Régression complexe	- Multiple variables prédictives - 1 variable réponse - Paramètres du model	Moyenne	Moyenne à haute	- Prise en compte de différents type de variable (réflectance + texture) - Vérification de la contribution des variables dans un modèle - Réglage des paramètres d’un modèle pour son optimisation
Modèle de transfert radiatif	- Grand nombre de variables prédictives - Paramètres du model	Haute	Moyenne à haute	- Collecter des variables biophysiques et biochimiques - Ajuster le modèle pour améliorer l’efficacité du calcul
Machine Learning	- Multiple variables prédictives - 1 variable réponse - Paramètres du model	Moyenne	Moyenne à haute	- Prise en compte de différents type de variable (réflectance + texture) - Réglage des paramètres d’un modèle pour son optimisation
Deep Learning	- Plusieurs variables prédictives comme couches d’entrée - Paramètres, taille et nombre des couches	Haute	Moyenne à haute	- Optimiser la configuration de modèle - Très grand nombre de données

11.3.3 Préparation à l’avènement des satellites hyperspectraux pour des applications en agriculture

Entre 2011 et 2020, 245 articles sur l’utilisation des mesures hyperspectrales en agriculture ont été publiés contre 97 entre 2001 et 2010 (Lu et al., 2020). L’intérêt pour cette technologie grandit donc de manière exponentielle dans le domaine de l’agriculture mais il est nécessaire de se préparer en amont pour pouvoir l’utiliser de manière effective.

En effet, l’arrivée de ces capteurs amène de nouvelles questions quant aux traitements et au stockage des données. De part leur nature (grand nombre de bandes pour un pixel et donc matrice de très grande dimension), ces données seront beaucoup plus lourdes à stocker et plus complexes à traiter (Lu et al., 2020). A titre d’exemple, une image S2 avec une dizaine de bandes fait environ 1Go, une image hyperspectrale à la même résolution spatiale et avec 20 fois plus de bandes demanderait donc 20 fois plus d’espace de stockage. Pour cette étude, 38 images S2 ont été utilisées ce qui représente environ 40Go de données, avec des images hyperspectrales cela aurait demandé presque 1To. Les traitements sont également beaucoup plus lourds et peuvent être plus complexes à mettre en place que des calculs d’indice de végétation par exemple. Une des solutions à ces enjeux pourrait être d’embarquer des algorithmes de traitement et de compression directement dans les capteurs afin de ne pas avoir à stocker la donnée brute par exemple (Bentoutou et al., 2020; Chen et al., 2016).

Alors que des satellites hyperspectraux ont été lancé dès 1997 autour de Saturne, ou en 2003 autour de Mars, cette technologie n’en est qu’à ses débuts pour l’observation de la Terre. Leurs apports pour des applications dans le domaine agricole ont déjà été prouvés mais des verrous restent à lever au niveau méthodologique notamment (stockage et analyse). Les échanges entre

les communautés scientifiques du domaine du spatial et de l'agronomie doivent donc s'intensifier pour rendre cette technologie plus abordable et que des outils efficaces et faciles d'accès puissent être développés.

Chapitre 12

Utilisation des images Sentinel-2

12.1 Définition d'un modèle de prédiction des potentiels de tige à l'aide des bandes S2

La partie III nous a permis de présenter la méthodologie nous ayant menée à la définition d'un modèle de prédiction des potentiels de tige à l'aide de 4 bandes spectrales de Sentinel-2 (la 4 dans le Rouge, la 6 dans le Red-Edge, la 8A dans le NIR et la 12 dans le SWIR). Trois de ces quatre domaines avaient déjà été identifiés dans la partie précédente comme étant potentiellement les plus réactifs au statut hydrique de la vigne. Le Rouge avait également été identifié dans une moindre mesure avec certaines méthodes utilisant les mesures hyperspectrales. En effet, cette gamme de longueur d'onde est révélatrice de la concentration en pigments dans la feuille, qui peut elle-même être influencée par le contenu en eau. Le choix du satellite Sentinel-2 s'est fait en fonction de ses bandes spectrales prometteuses (10 bandes entre 10 et 20m), de son coût (images gratuites) et de sa résolution temporelle (5 jours) pour le développement d'un futur service commercialisable à un coût raisonnable pour la filière.

12.2 Limites identifiées : la présence de pixel mixte du à la résolution spatiale

Si le modèle choisi a pu être testé et validé par plusieurs domaines du sud de la France (Partie IV, Chapitre 9) il est principalement destiné à une évaluation rapide, à grande échelle et à moindre coût du statut hydrique des vignobles pendant toute la saison. Pour une gestion plus fine, au niveau intra-parcellaire par exemple, il existe encore certaines limites inhérentes aux caractéristiques de Sentinel-2. Ces limites concernent notamment sa résolution spatiale qui est de 10 à 20m/pixel pour les bandes considérées. Pour un pixel donné, la réflectance mesurée intègre les caractéristiques de toutes les surfaces observées (végétation mais aussi inter-rang, sol ou ombre par exemple). Une résolution spatiale plus importante augmente donc statistiquement la probabilité d'avoir des pixels dits "mixtes", comme illustré dans la Figure 12.1. L'impact de nombreux pieds de vigne manquants ou la présence d'enherbement dans l'inter-rang peut donc affecter le signal mesuré par le capteur, puisque la proportion relative de sol ou de végétation va être modifiée, ce qui peut alors entraîner une déviation significative par rapport à un modèle établi sur un signal pur.

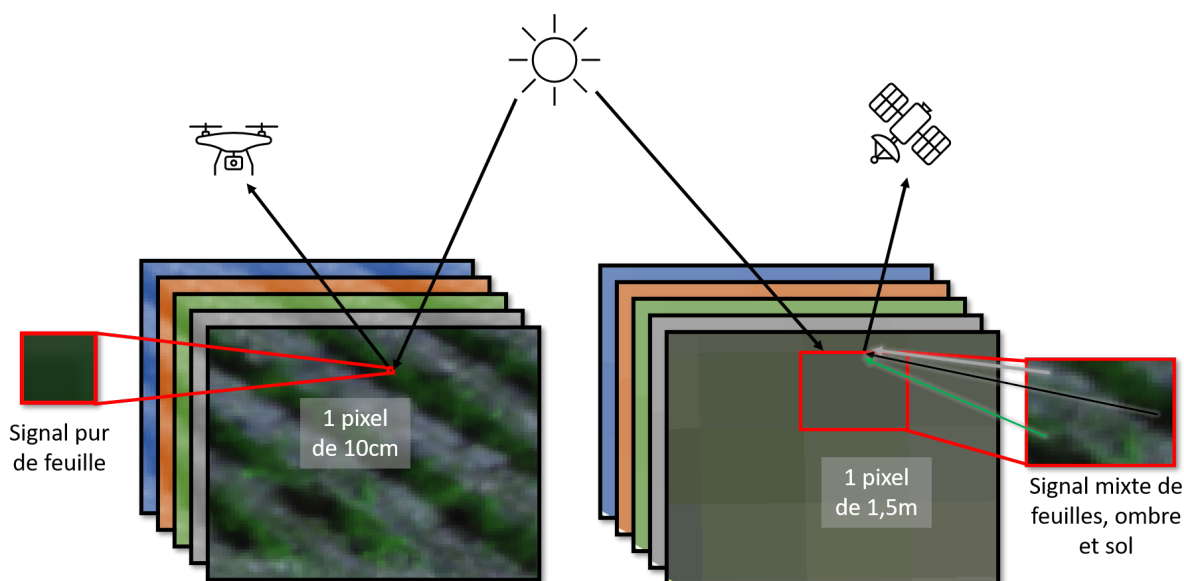


FIGURE 12.1 – Illustration de la différence entre pixel pur et pixel mixte.

12.3 Perspectives

12.3.1 Le démixage spectral

Afin de pallier ce problème, des études se penchent sur le démixage du signal, c'est-à-dire la capacité à faire ressortir la signature spécifique de chaque élément dans la réflectance globale (Keshava & Mustard, 2002). Il s'agit non seulement de retrouver des signaux purs, de feuille ou de sol, mais également d'en évaluer leur abondance, c'est-à-dire leur proportion dans le signal mixte (Quintano et al., 2012). Pour cela deux types de modèle sont généralement utilisés : le démixage linéaire et le non linéaire. Le premier, plus simple, suppose que chaque photon de lumière incident interagit avec un seul composant et que les spectres réfléchis ne se mélangent pas avant d'entrer dans le capteur (Bioucas-Dias et al., 2012) (Figure 12.2). Le spectre résultant est donc une combinaison mathématique simple, une moyenne pondérée, des réflectances à chaque longueur d'onde des objets présents dans le pixel.

L'autre, plus complexe mais plus réaliste, fait l'hypothèse inverse, c'est à dire que des interactions complexes ont lieu avant que la lumière réfléchi ne soit mesurée par le capteur (Niranjani & Vani, 2019). Ces interactions peuvent être de plusieurs natures (Figure 12.3). La Figure 12.3(a) illustre le chemin optique suivi par le rayon lumineux dans le cas d'un mélange intime, c'est-à-dire d'un mélange au niveau moléculaire. La Figure 12.3(b) illustre quant à elle le mélange multi-couches, c'est-à-dire un mélange au niveau des différentes strates de la végétation par exemple. Ce dernier semble être le plus adapté quand on s'intéresse à la télédétection de la vigne parce qu'il reflète la structure de la végétation au dessus du sol.

Ces méthodes peuvent avoir un apport considérable pour la précision des modèles développés avec S2 par exemple. En effet, cela permettrait d'obtenir de meilleure corrélation entre les mesures effectuées au niveau des feuilles sur le rang et les pixels par exemple. A terme, cela ouvrirait des perspectives intéressantes pour étendre des modèles à des régions viticoles avec des pratiques différentes au niveau de l'inter-rang comme par exemple un enherbement plus important.

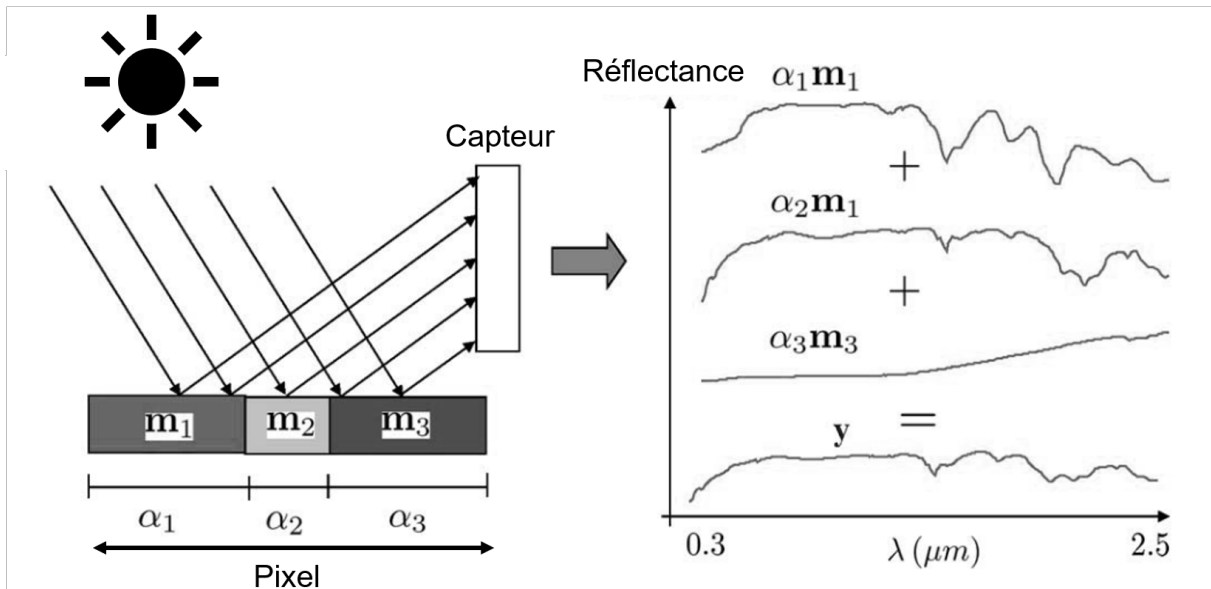


FIGURE 12.2 – Illustration d'un mélange linéaire, adapté de Bioucas-Dias et al. (2012).

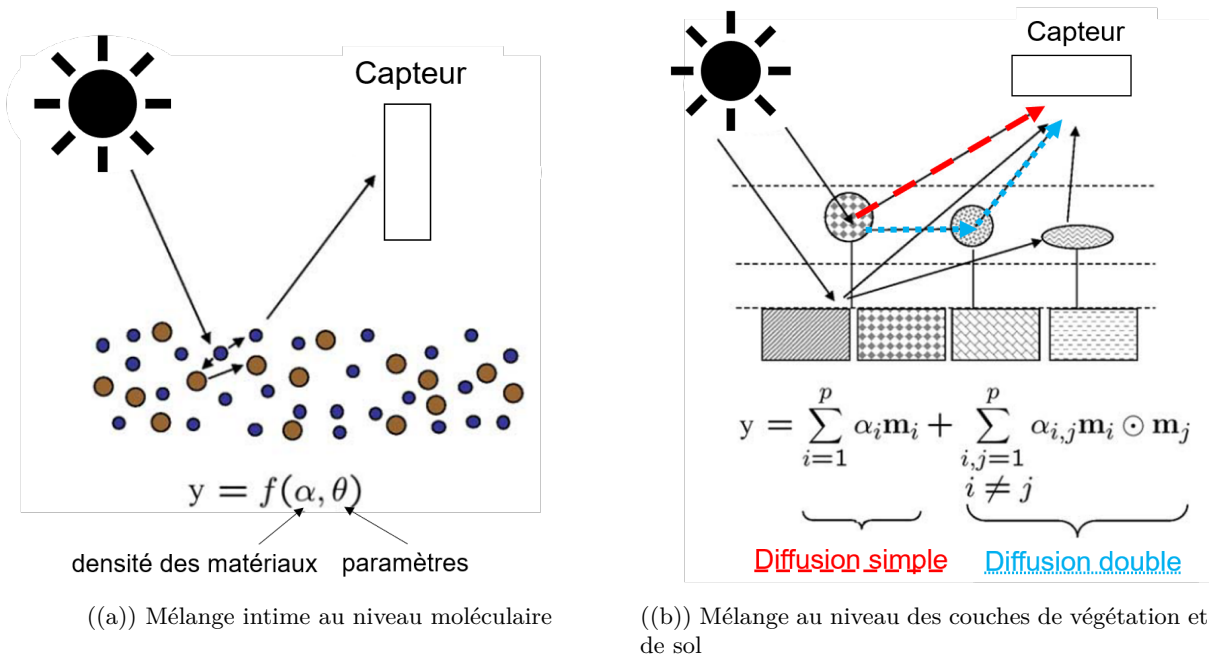


FIGURE 12.3 – Illustration de mélanges non linéaires. Adapté de Bioucas-Dias et al. (2012).

Les techniques de démixage sont cependant complexes à mettre en place et commencent juste à se démocratiser depuis quelques années avec l'avènement des méthodes de Machine Learning. La Figure 12.4 représente le nombre de publications traitant du démixage spectral depuis les années 2000. On remarque que ce chiffre est en constante augmentation et a été multiplié par 4 en 10 ans (entre 2010 et 2020).

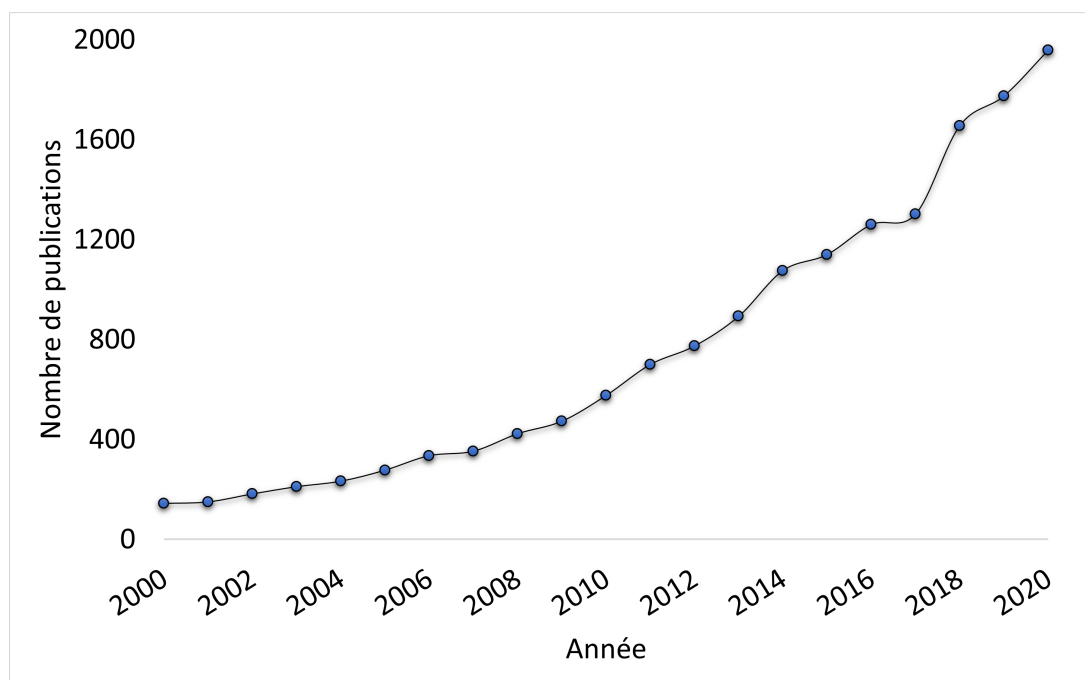


FIGURE 12.4 – Nombre de publications traitant du démélangeage spectral depuis 2000. (Selon <https://app.dimensions.ai/discover/publication>)

12.3.2 Tests préliminaires

Exploration du démélangeage non linéaire

Des tests pour implémenter ce type d'algorithme ont été réalisés lors de précédents projets sur la détection de maladies de la vigne entre l'École d'Ingénieurs de Purpan et TerraNIS. L'objectif était de faire ressortir les composantes spectrales (ou endmembers) pour différents types de donnée hyper- et multispectrales, comme l'illustre la Figure 12.5 A et B. Des résultats préliminaires de cartes représentant l'abondance de différentes composantes ont été obtenus sur une parcelle de vigne (Figure 12.5 C). On remarque des signatures spectrales intéressantes dans les composantes extraites sur les images avions et drones, notamment les endmembers 7 (12.5 A) et 2 (12.5 B) qui semblent avoir une réflectance relativement plus importante dans le rouge ce qui pourrait être liée à des maladies de rougissement par exemple. Pour l'instant ces résultats restent préliminaires et l'aspect spatial doit être exploré de façon plus approfondie.

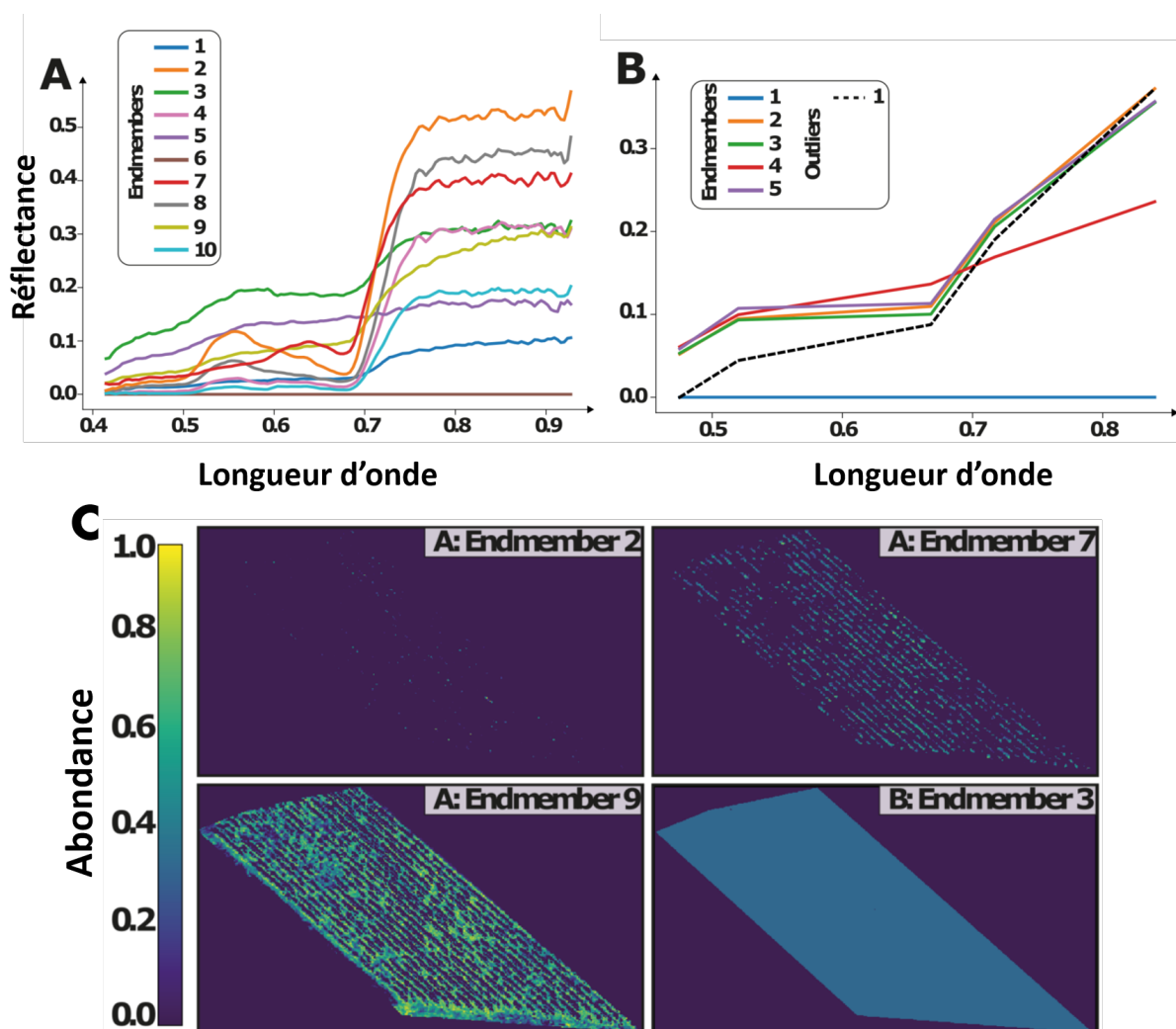


FIGURE 12.5 – Extraction des composantes spectrales (ou endmembers) dans les images VIS-NIR acquises sur une parcelle de vigne en 2016 par A) avion (données hyperspectrales) et par B) drone (données multispectrales). C) Cartes d'abondance calculée pour plusieurs composantes extraites des images hyperspectrales avions. Adapté selon Clenet et al. (2019).

Simulation de mélanges linéaires

Lors des acquisitions hyperspectrales réalisées pendant cette thèse, des spectres ont aussi été acquis sur du sol nu et du sol enherbé en complément des mesures réalisées sur la canopée ou les feuilles. La Figure 12.6 illustre les différences entre les spectres de vigne, de sol nu ou de sol enherbé. On remarque la similitude entre les spectres de vigne et d'herbe avec cependant une réflectance globalement plus faible pour l'herbe. On peut également voir la spécificité du spectre de sol nu avec notamment des réflectances beaucoup plus faibles dans le NIR et aucune spécificité ne résultant de la présence de pigments dans le visible ou d'eau dans le NIR et SWIR.

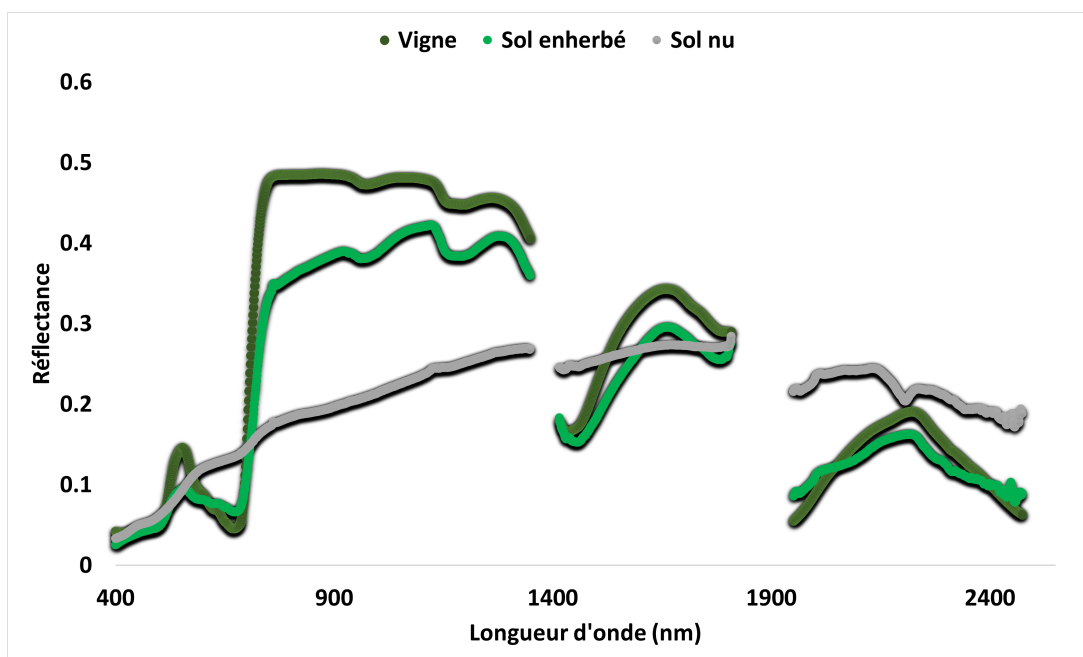


FIGURE 12.6 – Spectres de vigne, de sol enherbé et de sol nu.

Cette base de donnée n'a pas encore été totalement exploitée mais il serait intéressant de réaliser de façon systématique des simulations de mélange linéaire de spectres de feuille et de sol nu ou enherbé, non seulement pour examiner l'impact sur la forme générale du spectre mais également sur les modèles de prédiction des potentiels de tige. La Figure 12.7 illustre des exemples de spectres résultant de combinaison linéaire entre les spectres de vigne et de sol nu. On remarque un impact important du sol dans les régions du Red-Edge et du NIR, même en faible proportion (10%). Par contre les réflectances dans les autres domaines ne semblent vraiment impactées qu'à partir de 50% de sol. Cela peut s'expliquer par les différences importantes de réflectance entre le sol nu et la vigne dans les domaines du Red-Edge et du NIR mises en évidence dans la Figure 12.6. Des analyses complémentaires sur l'impact de ces mélanges sur les résultats de prédiction des potentiels de tige seraient intéressantes à approfondir. L'objectif serait de définir l'impact du taux d'enherbement sur la qualité des prédictions réalisées.

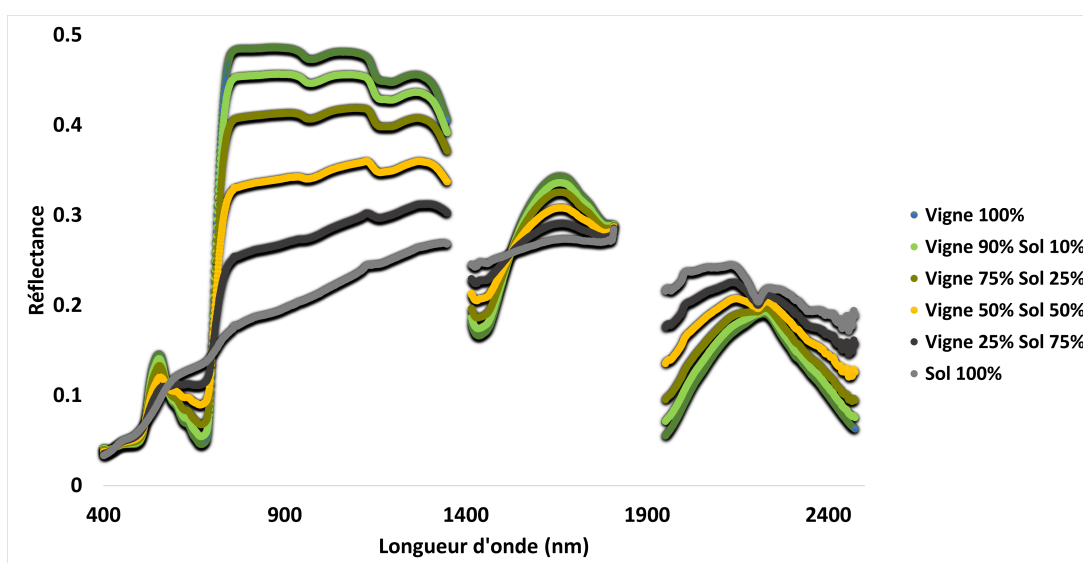


FIGURE 12.7 – Résultats de combinaisons linéaires entre les spectres de vigne et de sol nu selon différents niveaux de combinaison.

Chapitre 13

Définition et développement d'un service

13.1 Validation et mise en place du service

Après un premier chapitre (Chapitre 9) portant sur la validation des prédictions des valeurs de potentiel de tige sur plusieurs cas d'étude, le deuxième chapitre (Chapitre 10) s'est concentré sur la méthodologie suivie pour le transfert du modèle vers l'entreprise et sur la future campagne pré-opérationnelle du service. Pour la première partie, le modèle de prédiction des valeurs de potentiel de tige a été appliqué sur les images S2 disponibles de début juin à mi septembre 2020 pour les parcelles de 5 domaines viticoles du sud de la France. Des cartes ainsi que des suivis temporels ont été produits et montrés aux viticulteurs lors d'une réunion d'échange à la fin de la saison. Les discussions sur la pertinence des données ont fait ressortir l'aspect prometteur du modèle puisque les variabilités spatiales et temporelles ont pu être validées. En ce qui concerne la phase de transfert technologique, la première étape d'automatisation a pu avoir lieu grâce aux échanges et au travail des équipes informatiques de TerraNIS.

13.2 Limites identifiées

Le modèle développé n'est pas encore totalement automatisé puisqu'il reste le téléchargement des images à automatiser et la mise à disposition des données sur une plateforme en ligne facilement accessible pour les futurs utilisateurs. Il reste également à tester le modèle dans d'autres régions, avec d'autres pratiques culturales par exemple. Ces tests sont prévus pour l'été 2021.

13.3 Perspectives

13.3.1 Maquettes de la future plateforme

Des maquettes de la plateforme en ligne ont été réalisées afin proposer des exemples de rendu à TerraNIS sur la base de la plateforme déjà existante.

Des cartes de prédiction des potentiels de tige au niveau intra- et inter-parcellaire peuvent être disponibles au niveau d'un domaine par exemple (Figure 13.1). Le client peut choisir de visualiser toutes ses parcelles de cépages rouges séparément à une date donnée. Les cartes de niveau inter-parcellaire permettent une visualisation rapide de l'état hydrique des parcelles utilisable à une échelle plus importante comme une AOC par exemple.

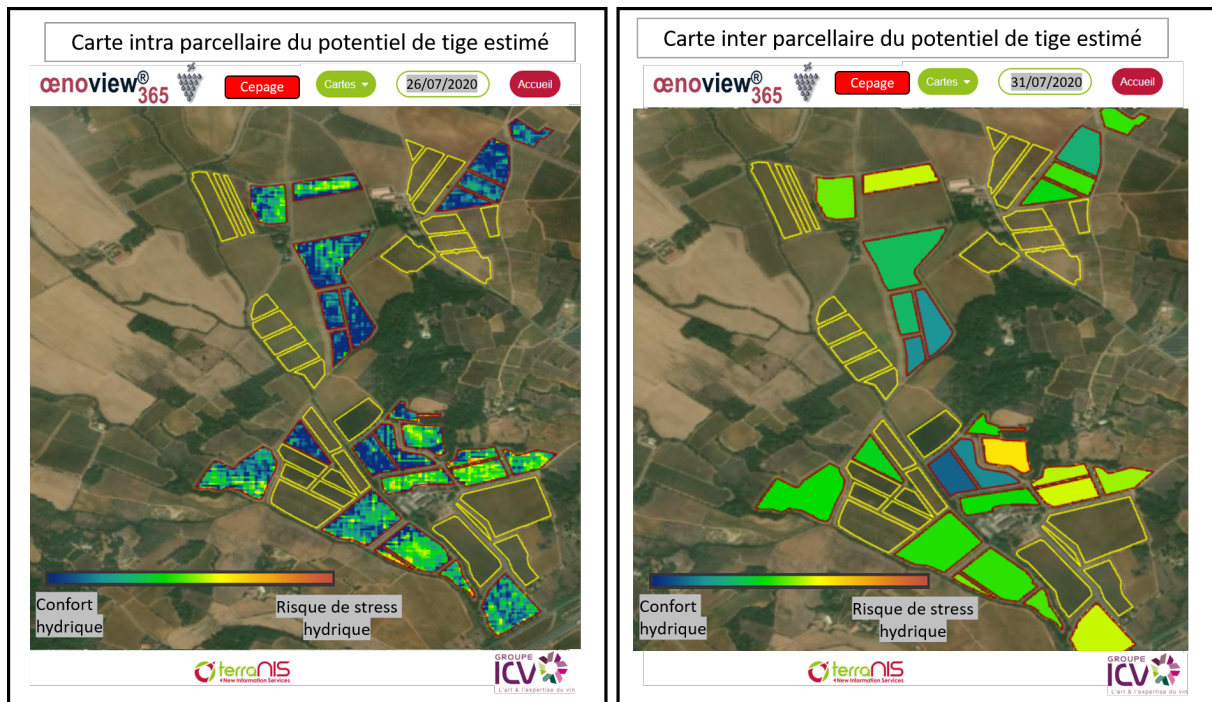


FIGURE 13.1 – Illustration du rendu de la plateforme pour les cartes intra et inter-parcellaire du potentiel de tige estimé pour des parcelles de cépage rouge d'un domaine viticole.

Un autre type de carte inter-parcellaire intéressante à distribuer serait une carte qui permet de classer les parcelles en trois grandes catégories selon le stade de développement de la vigne et le type de vin souhaité (Figure 13.2). Elle permet un aperçu encore plus rapide des parcelles qui sont potentiellement à surveiller.

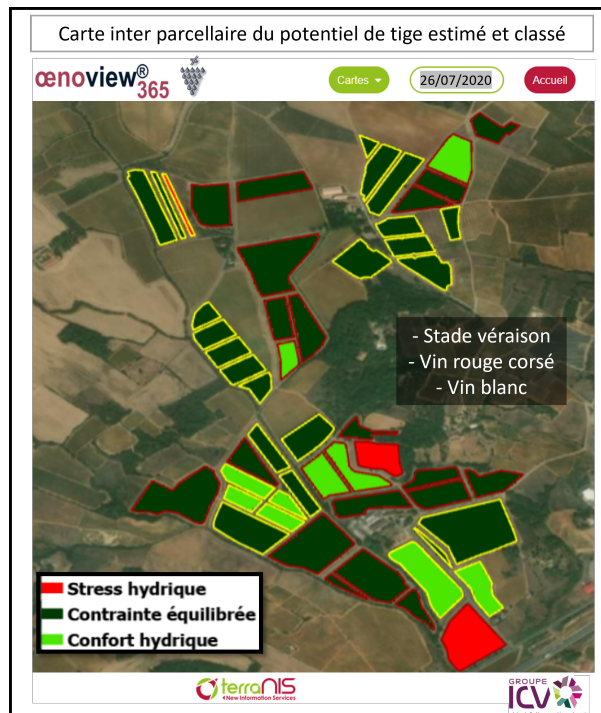


FIGURE 13.2 – Illustration du rendu de la plateforme pour une carte inter-parcelle d'un domaine avec les potentiels de tige estimés classés suivant le stade de développement (véraison) et le type de vin souhaité pour les parcelles de cépage rouge et blanc.

Au niveau du suivi temporel, le client pourrait choisir de regarder l'évolution globale de toutes ses parcelles ou d'une par rapport aux autres du même cépage (exemple dans la Figure 13.3). Il serait également intéressant de reporter les catégories selon le stade de développement et le type de vin souhaité sur les graphiques de suivi de chaque parcelle comme illustré dans la Figure 13.3.

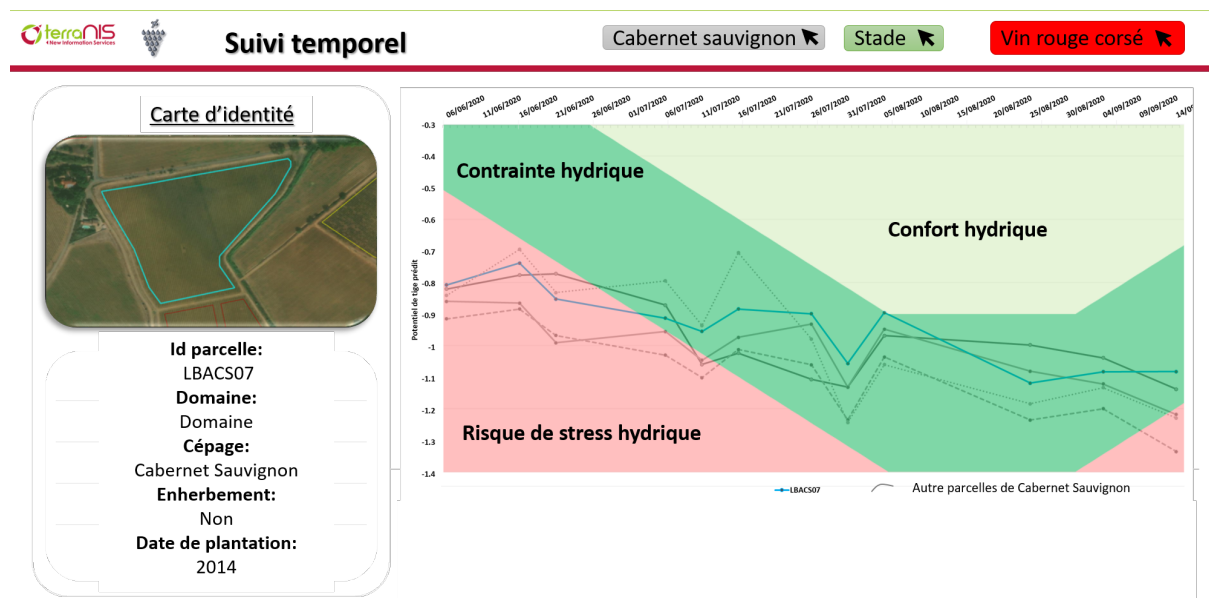


FIGURE 13.3 – Illustration du rendu de la plateforme pour un suivi temporel suivant les stades et le type de vin pour une parcelle de Cabernet Sauvignon. La parcelle sélectionnée apparaît en bleu, les autres parcelles du même cépage sont en gris clair.

Comme illustré dans le chapitre 9, les données météorologiques jouent un rôle important dans la compréhension des données prédites par le modèle. De plus, les prévisions, couplées aux prédictions du modèle, peuvent permettre de mieux gérer le statut hydrique des vignes en fonction des précipitations ou des vagues de chaleur à venir. Il serait donc intéressant de pouvoir prévoir une intégration des données météo historiques mais également prévisionnelles dans la plateforme de mise à disposition des données. De même, le viticulteur pourrait ajouter les apports d'eau qu'il a effectués sur chaque parcelle concernée. Un exemple de rendu du suivi avec ses informations est donné dans la Figure 13.4.

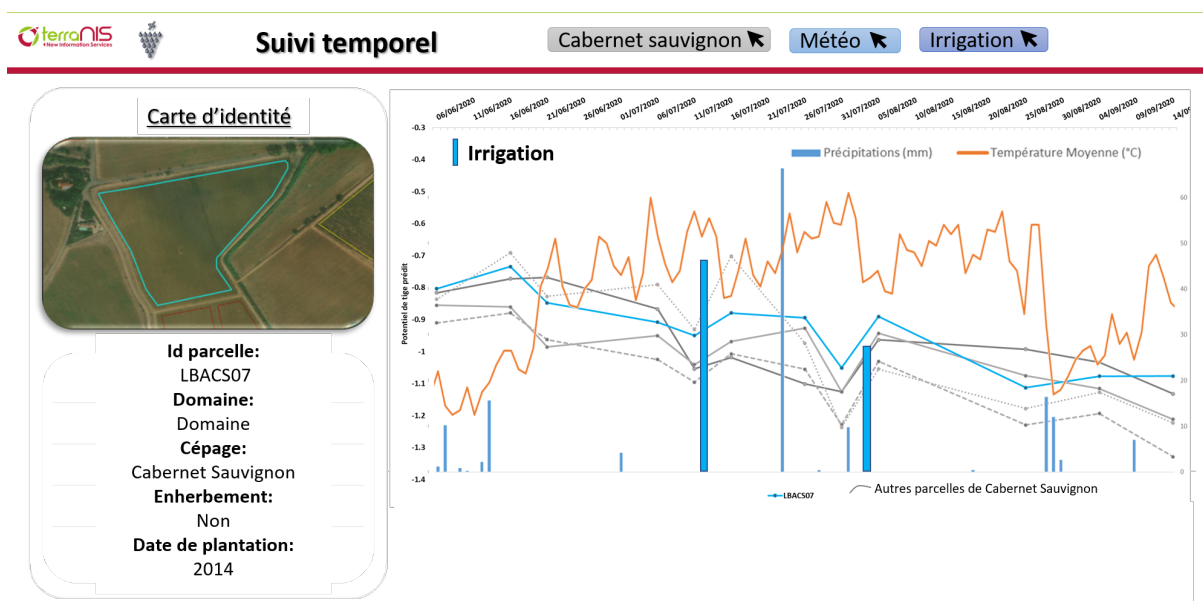


FIGURE 13.4 – Illustration du rendu de la plateforme avec ajout de données météo et des apports d'eau par irrigation par le viticulteur.

13.3.2 Évolutions envisagées pour le service

Afin de pouvoir comparer des millésimes entre eux, il faudrait également prévoir de pouvoir visionner l'historique des cartes et des suivis sur plusieurs années. Les données de la constellation de satellites Sentinel-2 étant disponibles depuis 2018, il est possible de traiter a posteriori les images des années 2020, 2019 et 2018. Une dernière option pourrait permettre de créer une alerte mail ou sms lorsque qu'une parcelle passe un certain seuil (défini par l'utilisateur ou par le stade et le type de vin considéré) et qu'aucune pluie n'est prévue à court terme.

Un diagramme de Gantt prévisionnel est proposé dans la Table 13.1 pour les futures étapes de développement du service jusqu'à sa première commercialisation officielle en 2022.

TABLE 13.1 – Schéma Gantt prévisionnel.

	2021						2022									
	06	07	08	09	10	11	12	01	02	03	04	05	06	07	08	09
Automatisation des traitements	■															
Phase test pré-opérationnelle	■	■	■	■												
Retours testeurs		■	■	■	■											
Echange ICV / TerraNIS						■										
Automatisation téléchargement images							■									
Transfert des données sur la plateforme								■	■	■	■	■	■	■	■	■
Phase de commercialisation																■

13.3.3 Proposition de prix

Suivant les retours des testeurs de l'été 2021 des réflexions sur le prix envisagé pourront être menées à terme pour proposer ce service pour l'été 2022. Suivant les coûts appliqués par TerraNIS et l'ICV pour leurs services et le temps de traitement des données, une proposition pourrait être faite avec un prix à l'hectare entre 35 et 50€ selon le nombre d'hectares pour toute la saison (juin à septembre) avec un suivi de vigueur également compris dans le prix. Par la suite, selon les évolutions du service, les compléments ajoutés (météo etc...) et la complémentarité avec d'autres services, d'autres grilles tarifaires pourront être envisagées avec des packages regroupant plusieurs services à tarif préférentiel par exemple.

L'objectif en terme de prix est de rester dans un coût acceptable pour une exploitation viticole. L'utilisation des images S2 permet d'ailleurs de rester dans des coûts raisonnables. Par exemple, pour un domaine de 100 ha, si le service était basé sur des images Worldview il faudrait déboursier près de 400€ en plus rien que pour amortir le coût des images sans prendre en compte l'espace de stockage supplémentaire nécessaire. De plus, avec cet exemple on ne prend pas en compte le coup du développement d'un tel service avec ce satellite puisque les années d'expérimentation nécessaire avec des images Worldview nécessiteraient également d'acheter ces images régulièrement tout au long du projet ce qui augmenterait encore le coup global du service proposé.

Conclusion

Les travaux menés lors de cette thèse ont permis de répondre aux trois questions posées au début du projet pour permettre la mise en place d'un outil de suivi du statut hydrique de la vigne. La partie V précédente discute ces réponses et décrit les perspectives envisagées.

Les mesures hyperspectrales réalisées sur la vigne en parallèle des mesures in situ du statut hydrique ont permis de faire ressortir les domaines du SWIR, du Red-Edge et du NIR comme étant ceux qui réagissent le plus aux évolutions de potentiel de tige de la vigne. Ces domaines font aussi parties des bandes de Sentinel-2 identifiées pour construire le modèle de prédiction des potentiels de tige. Ce modèle a pu être testé à posteriori sur 5 domaines du sud de la France pour la saison 2020 avec des retours très prometteurs concernant la pertinence des variabilités spatiales et temporelles des potentiels de tige prédits. Une phase de développement pré-opérationnelle va être menée durant l'été 2021 afin de tester ce service à grande échelle sur plusieurs domaines dans toute la France avec différentes pratiques culturales par exemple. Des évolutions de cet outil sont prévues afin de le rendre disponible en ligne et d'ajouter des options (météo, irrigation apportée). Il sera également couplé à un suivi de vigueur, mesurée avec le paramètre biophysique Fcover (Fraction de couvert vert), qui est nécessaire pour une meilleure interprétation en cas de très faible vigueur causée par de nombreux manquants par exemple.

Ce service est un Outil d'Aide à la Décision (OAD), destiné aux viticulteurs, aux AOC, aux caves coopératives ou tout autre organisme de la filière souhaitant obtenir une information rapide, à grande échelle et à moins coût du statut hydrique des vignobles. Il n'est pas destiné à remplacer les observations effectuées par les viticulteurs ou les techniciens mais à les orienter pour en améliorer leurs efficacités. De plus, les connaissances des pratiques culturales, date de plantation, cépages ou type de sol par exemple, restent des informations majeures à avoir en tête afin d'interpréter au mieux les prédictions du modèle.

En effet, la télédétection seule, de part sa nature (observation d'un objet par un capteur distant), ne peut pas totalement se substituer à la compréhension d'un système complexe tel que la vigne. Elle permet d'apporter une information en plus pour valider, étendre ou orienter des observations qui ne peuvent pas toujours être spatialisées ou qui peuvent être très chronophages.

Lors de ce projet j'ai également eu l'occasion de travailler sur la détection des maladies (Flavescence dorée) par drone et sur l'identification des besoins nutritifs de la vigne (N,P,K) par télédétection. En effet ces problématiques sont également très présentes pour la viticulture et font l'objet de diverses études menées au sein de l'École d'Ingénieurs de Purpan, de TerraNIS ou de l'ICV par exemple. Tout comme le statut hydrique, l'état sanitaire ou nutritif d'une plante entraîne des modifications de sa signature spectrale et peut donc être détecté par télédétection. Ces questions ne font pas forcément appel aux mêmes problématiques que le suivi du statut hydrique et nécessitent des approches différentes. Grâce à l'expérience acquise lors de ce projet j'ai l'opportunité de continuer à travailler sur ces sujets avec un post-doc d'un an à l'Université en Californie à Fresno dans l'équipe du Dr. Luca Brillante.

Valorisations des travaux de thèse

Publications

- **Laroche-Pinel E.** ; Albughdadi M. ; Duthoit S. ; Chéret V. ; Rousseau J. and Clenet H. Understanding Vine Hyperspectral Signature through Different Irrigation Plans : A First Step to Monitor Vineyard Water Status. *Remote Sens.* 2021, 13, 536. (<https://doi.org/10.3390/rs13030536>),
- **Laroche-Pinel E.** ; Albughdadi M. ; Duthoit S. ; Rousseau J. ; Costard A.D. ; Chéret V. ; and Clenet H. Towards vine water status monitoring on a large scale using Sentinel-2 images. *Remote Sens.* 2021, 13(9), 1837. (<https://doi.org/10.3390/rs13091837>),
- **Laroche-Pinel E.** ; Duthoit S. ; Costard A.D. ; Rousseau J. ; Hourdel J. ; Vidal-Vignerion M. ; Albughdadi M. ; Chéret V. ; and Clenet H. Monitoring of vineyard water status using Sentinel-2 images : Study cases to validate prediction model of SWP on several wine domains. *Submitted in OenoOne, June 2021.*
- **Laroche-Pinel E.** ; Duthoit S. ; Le Page M. ; KhabbaS. ; Rousseau J. ; Rieu G. ; Hourdel J. ; Cheret V. and Clenet H. Suivi temporel du statut hydrique et aide à l'irrigation de la vigne : enjeux et possibilités offertes par la télédétection spatiale. Exemple des vignobles de climat méditerranéens. *Soumis dans La Revue des Oenologues, juin 2021.*

Conférences internationales

Posters

- **Laroche-Pinel, E.** ; Duthoit S. ; Rousseau J. ; Costard A.D. ; Cheret V. and Clenet H.(2019). Are satellite images relevant to manage vineyard fertilization considering different regions and varieties ? *21st GiESCO International Meeting, Thessaloniki, 2019.* (<https://doi.org/10.13140/RG.2.2.22327.44967>),
- **Laroche-Pinel, E.** ; Duthoit S. ; Rousseau J. ; Costard A. ; Cheret V. and Clenet H.(2019). Vineyard water status monitoring with multispectral satellite and hyperspectral measurements : ongoing project. *12th European Conference on Precision Agriculture, Technical days, Montpellier, 2019.* (<https://doi.org/10.13140/RG.2.2.21488.58884>).

Présentation orale

Laroche-Pinel, E. ; Albughdadi, M. ; Duthoit, S. ; Chéret, V. ; Rousseau, J. and Clenet, H. Identification of vineyard water status from VNIR-SWIR hyperspectral measurements. *IEEE-WHISPERS, Vegetation & Agriculture session. March 24th 2021.*

Vulgarisation scientifique

- Participation à la **journée rencontre-recherche entre l'IFV et l'EI Purpan** le 28 juin 2021,
- Contribution à l'**Agrowebinaire Agreenium/Acta** le 25 mai 2021 sur l'utilisation de la télédétection dans le suivi des vignobles,
- Flash conf' mystère pendant la **nuît Européenne des chercheurs de 2019** : faire deviner mon sujet de recherche à partir d'une seule image et en répondant par "oui" ou "non" aux questions du public,
- Participation au projet **Ma thèse sur un mur en 2019** : collaboration avec un artiste toulousain pour la réalisation d'une oeuvre représentant mon sujet de recherche,
- Formation pour **Ma thèse en 180 sec** en 2019 : résumer sa thèse de manière attractive en 180 secondes,
- Finaliste du **concours Jean-Claude Flamant (INRAE)** en 2018 : présenter un sujet de recherche en lien avec les priorités #INRAE2025 en réponse au challenge du 21ème siècle et reflétant des problématiques locales,
- Contribution à **La première journée de recherche et de développement autour de la viticulture et l'oenologie** à l'EI Purpan en 2018.

Bibliographie

- Acevedo-Opazo, C., Tisseyre, B., Ojeda, H., & Guillaume, S. (2009). Spatial extrapolation of the vine (*Vitis vinifera* L.) water status : A first step towards a spatial prediction model. *Irrigation Science*, 28(2), 143–155.
- Addabbo, P., Focareta, M., Marcuccio, S., Votto, C., & Ullo, S. L. (2016). Contribution of Sentinel-2 data for applications in vegetation monitoring. *ACTA IMEKO*, 5(2), 44.
- Allen, R. G., Pereira, L., Raes, D., & Smith, M. (1998). *Crop evapotranspiration guidelines for computing crop water requirements*. FAO, Rome.
- Alonso, K., Bachmann, M., Burch, K., Carmona, E., Cerra, D., de los Reyes, R., Dietrich, D., Heiden, U., Hölderlin, A., Ickes, J., Knodt, U., Krutz, D., Lester, H., Müller, R., Pagnutti, M., Reinartz, P., Richter, R., Ryan, R., Sebastian, I., & Tegler, M. (2019). Data products, quality and validation of the dlr earth sensing imaging spectrometer (desis). *Sensors*, 19(20).
- Amigo, J. M., Martí, I., & Gowen, A. (2013). Chapter 9 - hyperspectral imaging and chemometrics : A perfect combination for the analysis of food structure, composition and quality. In F. Marini (Ed.), *Chemometrics in Food Chemistry*, volume 28 of *Data Handling in Science and Technology* (pp. 343–370). Elsevier.
- Ashourloo, D., Mobasheri, M., & Huete, A. (2014). Developing Two Spectral Disease Indices for Detection of Wheat Leaf Rust (*Puccinia triticina*). *Remote Sensing*, 6(6), 4723–4740.
- Awad, M. & Khanna, R. (2015). *Support Vector Regression*, (pp. 67–80). Apress : Berkeley, CA.
- Bach, H. & Rast, M. (2018). *CHIME - The Copernicus Hyperspectral Imaging Mission*. Technical Report November, ESA, Weinheim, Germany.
- Baetens, L., Desjardins, C., & Hagolle, O. (2019). Validation of copernicus Sentinel-2 cloud masks obtained from MAJA, Sen2Cor, and FMask processors using reference cloud masks generated with a supervised active learning procedure. *Remote Sensing*, 11(4), 1–25.
- Ballester, C., Zarco-Tejada, P. J., Nicolás, E., Alarcón, J. J., Fereres, E., Intrigliolo, D. S., & Gonzalez-Dugo, V. (2017). Evaluating the performance of xanthophyll, chlorophyll and structure-sensitive spectral indices to detect water stress in five fruit tree species. *Precision Agriculture*, (pp. 1–16).
- Baluja, J., Diago, M. P., Balda, P., Zorer, R., Meggio, F., Morales, F., & Tardaguila, J. (2012). Assessment of vineyard water status variability by thermal and multispectral imagery using an unmanned aerial vehicle (UAV). *Irrigation Science*.
- Behmann, J., Steinrücken, J., & Plümer, L. (2014). Detection of early plant stress responses in hyperspectral images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 93, 98–111.
- Bellvert, J., Zarco-Tejada, P. J., Marsal, J., Girona, J., González-Dugo, V., & Fereres, E. (2016). Vineyard irrigation scheduling based on airborne thermal imagery and water potential thresholds. *Australian Journal of Grape and Wine Research*.

- Bentoutou, Y., Bensikaddour, E.-H., Taleb, N., & Bounoua, N. (2020). An improved image encryption algorithm for satellite applications. *Advances in Space Research*, 66(1), 176–192. *Advances in Small Satellites for Space Science*.
- Bernardo, S., Dinis, L. T., Machado, N., & Moutinho-Pereira, J. (2018). Grapevine abiotic stress assessment and search for sustainable adaptation strategies in Mediterranean-like climates. A review. *Agronomy for Sustainable Development*, 38(6).
- Bioucas-Dias, J. M., Plaza, A., Dobigeon, N., Parente, M., Du, Q., Gader, P., & Chanussot, J. (2012). Hyperspectral Unmixing Overview : Geometrical, Statistical, and Sparse Regression-Based Approaches. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5(2), 354–379.
- Bou Nader, K., Stoll, M., Rauhut, D., Patz, C.-D., Jung, R., Loehnertz, O., Schultz, H. R., Hilbert, G., Renaud, C., Roby, J.-P., Delrot, S., & Gomès, E. (2019). Impact of grapevine age on water status and productivity of *Vitis vinifera* L. cv. Riesling. *European Journal of Agronomy*, 104(January), 1–12.
- Boutin, F. & Payan, J. (2012). Viticulture et changement climatique : adaptation de la conduite du vignoble méditerranéen. *Innovations Agronomiques*, 25, 193–203.
- Brillante, L., Martinez-Luscher, J., Yu, R., Plank, C. M., Sanchez, L., Bates, T. L., Brenneman, C., Oberholster, A., & Kurtural, S. K. (2017). Assessing spatial variability of grape skin flavonoids at the vineyard scale based on plant water status mapping. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 65(26), 5255–5265.
- Camps-Valls, G., Tuia, D., Gómez-Chova, L., Jiménez, S., & Malo, J. (2011). Remote Sensing Image Processing. *Synthesis Lectures on Image, Video, and Multimedia Processing*, 5(1), 1–192.
- Canto, A. (2018). L'irrigation au secours des vignes. *Actu Environnement*.
- Carter, G. A. & Knapp, A. K. (2001). Leaf optical properties in higher plants : linking spectral characteristics to stress and chlorophyll concentration. *American Journal of Botany*, 88(4), 677–684.
- Catania, P., Badalucco, L., Laudicina, V. A., & Vallone, M. (2018). Effects of tilling methods on soil penetration resistance, organic carbon and water stable aggregates in a vineyard of semiarid Mediterranean environment. *Environmental Earth Sciences*, 77(9), 348.
- Ceccato, P., Flasse, S., Tarantola, S., Jacquemoud, S., & Grégoire, J.-M. (2001). Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain. *Remote Sensing of Environment*, 77(1), 22–33.
- Chapman, J. W., Thompson, D. R., Helmlinger, M. C., Bue, B. D., Green, R. O., Eastwood, M. L., Geier, S., Olson-Duvall, W., & Lundeen, S. R. (2019). Spectral and radiometric calibration of the next generation airborne visible infrared spectrometer (aviris-ng). *Remote Sensing*, 11(18).
- Charrier, G., Delzon, S., Domec, J.-C., Zhang, L., Delmas, C. E. L., Merlin, I., Corso, D., King, A., Ojeda, H., Ollat, N., Prieto, J. A., Scholach, T., Skinner, P., van Leeuwen, C., & Gambetta, G. A. (2018). Drought will not leave your glass empty : Low risk of hydraulic failure revealed by long-term drought observations in world's top wine regions. *Science Advances*, 4(1), 9.
- Chaves, M., Santos, T., Souza, C., Ortuño, M., Rodrigues, M., Lopes, C., Maroco, J., & Pereira, J. (2007). Deficit irrigation in grapevine improves water-use efficiency while controlling vigour and production quality. *Annals of Applied Biology*, 150(2), 237–252.

- Chen, J., Liu, L., & Hu, X. (2016). Towards a throughput-optimal routing algorithm for data collection on satellite networks. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 12(7), 1550147716658608.
- Choné, X., Van Leeuwen, C., Dubourdieu, D., & Gaudillère, J. P. (2001). Stem water potential is a sensitive indicator of grapevine water status. *Annals of Botany*, 87(4), 477–483.
- Clenet, H., Nakhostin, S., Laroche-Pinel, E., Cheret, V., & Duthoit, S. (2019). Detection of vine diseases in multispectral (UAVs and satellite) and hyperspectral (airborne) images : Preliminary results using a non-linear unmixing tool (SAGA+). In *GiESCO Conference*.
- Cogato, A., Pagay, V., Marinello, F., Meggio, F., Grace, P., & De Antoni Migliorati, M. (2019). Assessing the Feasibility of Using Sentinel-2 Imagery to Quantify the Impact of Heatwaves on Irrigated Vineyards. *Remote Sensing*, 11(23), 2869.
- Cohen, Y., Gogumalla, P., Bahat, I., Netzer, Y., Ben-Gal, A., Lenski, I., Michael, Y., & Helman, D. (2019). Can time series of multispectral satellite images be used to estimate stem water potential in vineyards? In *Precision agriculture '19* (pp. 445–451).
- Conseil Départemental de l'Hérault (2019). *Annales climatologiques et hydrologiques 2019*. Technical report, DREAL Occitanie.
- Conseil départemental de l'Hérault (2020). *Info Clim, Synthèse 2020*. Technical Report 252, Conseil départemental de l'Hérault.
- Costa, J. M., Ortuño, M. F., & Chaves, M. M. (2007). Deficit Irrigation as a Strategy to Save Water : Physiology and Potential Application to Horticulture. *Journal of Integrative Plant Biology*, 49(10), 1421–1434.
- Costa, J. M., Vaz, M., Escalona, J., Egipto, R., Lopes, C., Medrano, H., & Chaves, M. M. (2015). Modern viticulture in southern Europe : Vulnerabilities and strategies for adaptation to water scarcity. *Agricultural Water Management*, 164, 5–18.
- Croft, H. & Chen, J. (2018). Leaf Pigment Content. In *Comprehensive Remote Sensing*, volume 1-9 (pp. 117–142). Elsevier.
- Cui, B., Zhao, Q., Huang, W., Song, X., Ye, H., & Zhou, X. (2019). A new integrated vegetation index for the estimation of winter wheat leaf chlorophyll content. *Remote Sensing*, 11(8).
- Das, B. & Mahajan, Gopal R. and Singh, R. (2018). *Hyperspectral Remote Sensing : Use in Detecting Abiotic Stresses in Agriculture*, (pp. 317–335). Springer Singapore : Singapore.
- Das, B., Sahoo, R. N., Pargal, S., Krishna, G., Verma, R., Viswanathan, C., Sehgal, V. K., & Gupta, V. K. (2020). Evaluation of different water absorption bands, indices and multivariate models for water-deficit stress monitoring in rice using visible-near infrared spectroscopy. *Spectrochimica Acta Part A : Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, (pp. 119104).
- Daughtry, C. (2000). Estimating Corn Leaf Chlorophyll Concentration from Leaf and Canopy Reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 74(2), 229–239.
- De Zan, F. & Gomba, G. (2018). Vegetation and soil moisture inversion from sar closure phases : First experiments and results. *Remote Sensing of Environment*, 217, 562–572.
- Deloire, A., Pellegrino, A., & Rogiers, S. (2020). A few words on grapevine leaf water potential. *IVES Technical Reviews, vine and wine*, (pp. 2–3).
- Devaux, N., Crestey, T., Leroux, C., & Tisseyre, B. (2019). Potential of Sentinel-2 satellite images to monitor vine fields grown at a territorial scale. *OENO One*, 53(1), 51–58.

- Di Gennaro, S. F., Dainelli, R., Palliotti, A., Toscano, P., & Matese, A. (2019). Sentinel-2 validation for spatial variability assessment in overhead trellis system viticulture versus UAV and agronomic data. *Remote Sensing*, 11(21), 2573.
- Donadieu, J. & L'Helguen, C. (2016). *Sentinel-2A L2A products description*. Technical Report PSC-NT-411-0362-CNES, CNES.
- Erhard, M., Sornig, M., Fischer, S., Sang, B., Heider, B., Betz, M., Honold, H.-P., Straif, C., & Chlebek, C. (2017). The hyperspectral instrument onboard ENMAP : overview and current status. In N. Karafolas, B. Cugny, & Z. Sodnik (Eds.), *International Conference on Space Optics — ICSO 2016*, volume 10562 (pp. 191). : SPIE.
- European Space Agency (2017). *Sentinel-2 Spectral Response Functions (S2-SRF)*. Technical Report COPE-GSEG-EOPG-TN-15-0007, ESA.
- Feret, J.-B., François, C., Asner, G. P., Gitelson, A. A., Martin, R. E., Bidet, L. P., Ustin, S. L., le Maire, G., & Jacquemoud, S. (2008). PROSPECT-4 and 5 : Advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments. *Remote Sensing of Environment*, 112(6), 3030–3043.
- Ferrant, S., Selles, A., Le Page, M., Herrault, P. A., Pelletier, C., Al-Bitar, A., Mermoz, S., Gascoïn, S., Bouvet, A., Saqalli, M., Dewandel, B., Caballero, Y., Ahmed, S., Maréchal, J. C., & Kerr, Y. (2017). Detection of irrigated crops from Sentinel-1 and Sentinel-2 data to estimate seasonal groundwater use in South India. *Remote Sensing*, 9(11), 1119.
- Frampton, W. J., Dash, J., Watmough, G., & Milton, E. J. (2013). Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 82, 83–92.
- Gambetta, G. A., Herrera, J. C., Dayer, S., Feng, Q., Hochberg, U., & Castellarin, S. D. (2020). The physiology of drought stress in grapevine : towards an integrative definition of drought tolerance. *Journal of Experimental Botany*, 71(16), 4658–4676.
- Gamon, J., Peñuelas, J., & Field, C. (1992). A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency. *Remote Sensing of Environment*, 41(1), 35–44.
- Gao, B.-C. (1996). Ndwí a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(58), 257–266.
- Gao, Y., Qiu, J., Miao, Y., Qiu, R., Li, H., & Zhang, M. (2019). Prediction of Leaf Water Content in Maize Seedlings Based on Hyperspectral Information. *IFAC-PapersOnLine*, 52(30), 263–269.
- Gary, C., Payan, J.-C., Kansou, K., Wery, J., & Pellegrino, A. (2005). A model-based diagnosis tool to evaluate the water stress experienced by vine in relation with production and quality objectives. In *Proceedings GESCO* (pp. 449–457).
- Gastwirth, J. L. (1972). The estimation of the Lorenz curve and Gini index. *The Review of Economics and Statistics*, 54(3), 306–316.
- Gatti, A. & Bertolini, A. (2016). *Sentinel-2 Products Specification Document*. Technical Report S2-PDGS-TAS-DI-PSD, ESA.
- Gaudin, R. & Gary, C. (2012). Model-based evaluation of irrigation needs in Mediterranean vineyards. *Irrigation Science*, 30(5), 449–459.

- Gautam, D. & Pagay, V. (2020). A Review of Current and Potential Applications of Remote Sensing to Study the Water Status of Horticultural Crops. *Agronomy*, 10(1), 140.
- Geladi, P., Burger, J., & Lestander, T. (2004). Hyperspectral imaging : calibration problems and solutions. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 72(2), 209–217. Advances in Chromatography and Electrophoresis - Conferentia Chemometrica 2003, Budapest.
- Geurts, P., Ernst, D., & Wehenkel, L. (2006). Extremely randomized trees. *Machine Learning*, 63(1), 3–42.
- Gitelson, A. A., Viña, A., Ciganda, V., Rundquist, D. C., & Arkebauer, T. J. (2005). Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophysical Research Letters*, 32(8), 1–4.
- Gorguner, M. & Kavvas, M. L. (2020). Modeling impacts of future climate change on reservoir storages and irrigation water demands in a mediterranean basin. *Science of The Total Environment*, (pp. 141246).
- Guarini, R., Loizzo, R., Facchinetti, C., Longo, F., Ponticelli, B., Faraci, M., Dami, M., Cosi, M., Amoruso, L., De Pasquale, V., Taggio, N., Santoro, F., Colandrea, P., Miotti, E., & Di Nicolantonio, W. (2018). Prisma hyperspectral mission products. In *IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 179–182).
- Hagolle, O., Huc, M., Pascual, D. V., & Dedieu, G. (2015). A multi-temporal and multi-spectral method to estimate aerosol optical thickness over land, for the atmospheric correction of FormoSat-2, LandSat, VEN μ S and Sentinel-2 images. *Remote Sensing*, 7(3), 2668–2691.
- Hodáňová, D. (1985). Leaf Optical Properties. In Šesták Zdenek (Ed.), *Photosynthesis during leaf development. Tasks for vegetation science, vol 11* (pp. 107–127). Springer, Dordrecht.
- Hunt, E. & Rock, B. N. (1989). Detection of changes in leaf water content using near- and middle-infrared reflectances. *Remote Sensing of Environment*, 30(1), 43–54.
- Imanishi, J., Morimoto, Y., Imanishi, A., Sugimoto, K., & Isoda, K. (2007). The independent detection of drought stress and leaf density using hyperspectral resolution data. *Landscape and Ecological Engineering*, 3(1), 55–65.
- Inoue, Y., Peñuelas, J., Miyata, A., & Mano, M. (2008). Normalized difference spectral indices for estimating photosynthetic efficiency and capacity at a canopy scale derived from hyperspectral and co2 flux measurements in rice. *Remote Sensing of Environment*, 112(1), 156–172.
- Iqbal, M. R. A., Rahman, S., Nabil, S. I., & Chowdhury, I. U. A. (2012). Knowledge based decision tree construction with feature importance domain knowledge. In *7th International Conference on Electrical and Computer Engineering* (pp. 659–662).
- Jacquemoud, S. & Baret, F. (1990). PROSPECT : A model of leaf optical properties spectra. *Remote Sensing of Environment*, 34(2), 75–91.
- James B. Campbell, R. H. W. (2011). *Introduciton to Remote Sensing*. Spring.
- Katja, B., Buddenbaum, H., Chabrillat, S., Cooper, S., Danner, M., Doerffer, R., Dotzler, S., Förster, S., Guanter, L., Hank, T., Heiden, U., Heldens, W., Hieronymi, M., Hill, J., Hostert, P., Itzerott, S., Jakimow, B., Jilge, M., Kaufmann, H., Kleeberg, U., Krasemann, H., Küster, T., Leitão, P. J., van der Linden, S., Mauser, W., Mielke, C., Müller, A., Okujeni, A., Ong, C., Rabe, A., Scheffler, D., Segl, K., Staenz, K., Suess, S., Woche, M., & Hendrik, W. (2018). *Preparing to Exploit the Science Potentials : Environmental Mapping and Analysis Program (EnMAP)*. Technical report, EnMAP Consortium Editors.

- Kazemitabar, J., Amini, A., Bloniarz, A., & Talwalkar, A. S. (2017). Variable importance using decision trees. In I. Guyon, U. V. Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, & R. Garnett (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems 30* (pp. 426–435). Curran Associates, Inc.
- Keshava, N. & Mustard, J. (2002). Spectral unmixing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 19(1), 44–57.
- Keys, R. (1981). Cubic convolution interpolation for digital image processing. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 29(6), 1153–1160.
- Kim, D., Zhang, H., Zhou, H., Du, T., Wu, Q., Mockler, T., & Berezin, M. (2015). Highly sensitive image-derived indices of water-stressed plants using hyperspectral imaging in SWIR and histogram analysis. *Scientific Reports*, 5(1), 15919.
- Knipling, E. B. (1970). Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 1(3), 155–159.
- Kramer, O. (2013). *K-Nearest Neighbors*, (pp. 13–23). Springer Berlin Heidelberg : Berlin, Heidelberg.
- Laroche-Pinel, E., Albughdadi, M., Duthoit, S., Chéret, V., Rousseau, J., & Clenet, H. (2021a). Understanding vine hyperspectral signature through different irrigation plans : A first step to monitor vineyard water status. *Remote Sensing*, 13(3).
- Laroche-Pinel, E., Duthoit, S., Albughdadi, M., Costard, A. D., Rousseau, J., Chéret, V., & Clenet, H. (2021b). Towards Vine Water Status Monitoring on a Large Scale Using Sentinel-2 Images. *Remote Sensing*, 13(9), 1837.
- Le Maire, G., François, C., Soudani, K., Berveiller, D., Pontauiller, J. Y., Bréda, N., Genet, H., Davi, H., & Dufrêne, E. (2008). Calibration and validation of hyperspectral indices for the estimation of broadleaved forest leaf chlorophyll content, leaf mass per area, leaf area index and leaf canopy biomass. *Remote Sensing of Environment*, 112(10), 3846–3864.
- Le Page, M., Toumi, J., Khabba, S., Hagolle, O., Tavernier, A., Kharrou, M., Er-Raki, S., Huc, M., Kasbani, M., Moutamanni, A., Yousfi, M., & Jarlan, L. (2014). A Life-Size and Near Real-Time Test of Irrigation Scheduling with a Sentinel-2 Like Time Series (SPOT4-Take5) in Morocco. *Remote Sensing*, 6(11), 11182–11203.
- Li, J. & Wang, S. (2018). Using sar-derived vegetation descriptors in a water cloud model to improve soil moisture retrieval. *Remote Sensing*, 10(9).
- Li, M., Chu, R., Yu, Q., Islam, A. R. M. T., Chou, S., & Shen, S. (2018). Evaluating structural, chlorophyll-based and photochemical indices to detect summer maize responses to continuous water stress. *Water*, 10(4).
- Loggenberg, K., Strever, A., Greyling, B., & Poona, N. (2018). Modelling water stress in a Shiraz vineyard using hyperspectral imaging and machine learning. *Remote Sensing*, 10(2), 202.
- Loizzo, R., Guarini, R., Longo, F., Scopa, T., Formaro, R., Facchinetti, C., & Varacalli, G. (2018). PRISMA : THE ITALIAN HYPERSPECTRAL MISSION. In *IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 175–178). : IEEE.
- Lovelley, B. R., Trambouze, W., & Jacquet, O. (2009). Évaluation de l'état de croissance végétative de la vigne par la "méthode des apex". *Le Progrès agricole et viticole*, 126(4), 77–88.

- Lu, B., Dao, P., Liu, J., He, Y., & Shang, J. (2020). Recent Advances of Hyperspectral Imaging Technology and Applications in Agriculture. *Remote Sensing*, 12(16), 2659.
- Maimaitiyiming, M., Ghulam, A., Bozzolo, A., Wilkins, J. L., & Kwasniewski, M. T. (2017). Early detection of plant physiological responses to different levels of water stress using reflectance spectroscopy. *Remote Sensing*, 9(7), 1–23.
- Main, R., Cho, M. A., Mathieu, R., O’Kennedy, M. M., Ramoelo, A., & Koch, S. (2011). An investigation into robust spectral indices for leaf chlorophyll estimation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(6), 751–761.
- Mandal, D., Kumar, V., Lopez-Sanchez, J. M., Bhattacharya, A., McNairn, H., & Rao, Y. S. (2020). Crop biophysical parameter retrieval from sentinel-1 sar data with a multi-target inversion of water cloud model. *International Journal of Remote Sensing*, 41(14), 5503–5524.
- Matese, A. & Di Gennaro, S. F. (2015). Technology in precision viticulture : A state of the art review. *International Journal of Wine Research*, 7, 69–81.
- Medrano, H., Tomás, M., Martorell, S., Escalona, J. M., Pou, A., Fuentes, S., Flexas, J., & Bota, J. (2015). Improving water use efficiency of vineyards in semi-arid regions. A review. *Agronomy for Sustainable Development*, 35(2), 499–517.
- Monteiro, A. & Lopes, C. M. (2007). Influence of cover crop on water use and performance of vineyard in mediterranean portugal. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 121(4), 336–342.
- Müller, R., Avbelj, J., Carmona, E., Eckardt, A., Gerasch, B., Graham, L., Günther, B., Heiden, U., Ickes, J., Kerr, G., Knodt, U., Krutz, D., Krawczyk, H., Makarau, A., Miller, R., Perkins, R., & Walter, I. (2016). The New Hyperspectral Sensor Desis on the Multi-Payload Platform Muses Installed on the Iss. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41B1, 461–467.
- Munitz, S., Schwartz, A., & Netzer, Y. (2019). Water consumption , crop coefficient and leaf area relations of a Vitis vinifera cv . ‘ Cabernet Sauvignon ’ vineyard. *Agricultural Water Management*, 219(March), 86–94.
- Niranjani, K. & Vani, K. (2019). Unsupervised Nonlinear Spectral Unmixing of Satellite Images Using the Modified Bilinear Model. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 47(4), 573–584.
- Ojeda, H. & Saurin, N. (2014). L’irrigation de précision de la vigne : méthodes, outils et stratégies pour maximiser la qualité et les rendements de la vendange en économisant de l’eau. *Innovations Agronomiques*, 38, 97–108.
- Pagay, V. & Kidman, C. M. (2019). Evaluating Remotely-Sensed Grapevine (Vitis vinifera L.) Water Stress Responses across a Viticultural Region. *Agronomy*, 9(11).
- Parker, L. E., McElrone, A. J., Ostojica, S. M., & Forrester, E. J. (2020). Extreme heat effects on perennial crops and strategies for sustaining future production. *Plant Science*, 295, 110397.
- Payan, J.-C. (2007). Contrôle du stress hydrique pour la gestion de l’irrigation en viticulture. In *Euroviti*.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn : Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830.

- Penuelas, J., Filella, I., Biel, C., Serrano, L., & Save, R. (1993). The reflectance at the 950–970 nm region as an indicator of plant water status. *International Journal of Remote Sensing*, 14(10), 1887–1905.
- Pichon, L., Brunel, G., Payan, J. C., Taylor, J., Bellon-Maurel, V., & Tisseyre, B. (2021). ApeX-Vigne : experiences in monitoring vine water status from within-field to regional scales using crowdsourcing data from a free mobile phone application. *Precision Agriculture*, 22(2), 608–626.
- Pignatti, S., Palombo, A., Pascucci, S., Romano, F., Santini, F., Simoniello, T., Umberto, A., Vincenzo, C., Acito, N., Diani, M., Matteoli, S., Corsini, G., Casa, R., De Bonis, R., Laneve, G., & Ananasso, C. (2013). The PRISMA hyperspectral mission : Science activities and opportunities for agriculture and land monitoring. In *2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium - IGARSS* (pp. 4558–4561). : IEEE.
- Pilz, J. (1992). Bayesian estimation and experimental design in linear regression models. *Journal of the American Statistical Association*, 87, 1250.
- Poblete, T., Ortega-Farías, S., Moreno, M., & Bardeen, M. (2017). Artificial Neural Network to Predict Vine Water Status Spatial Variability Using Multispectral Information Obtained from an Unmanned Aerial Vehicle (UAV). *Sensors*, 17(2488), 1–17.
- Pôças, I., Rodrigues, A., Gonçalves, S., Costa, P. M., Gonçalves, I., Pereira, L. S., & Cunha, M. (2015). Predicting grapevine water status based on hyperspectral reflectance vegetation indices. *Remote Sensing*, 7(12), 16460–16479.
- Potopová, V., Trnka, M., Hamouz, P., Soukup, J., & Castravet, T. (2020). Statistical modelling of drought-related yield losses using soil moisture-vegetation remote sensing and multiscalar indices in the south-eastern europe. *Agricultural Water Management*, 236, 106168.
- Pou, A., Diago, M. P., Medrano, H., Baluja, J., & Tardaguila, J. (2014). Validation of thermal indices for water status identification in grapevine. *Agricultural Water Management*.
- Prueger, J. H., Parry, C. K., Kustas, W. P., Alfieri, J. G., Alsina, M. M., Nieto, H., Wilson, T. G., Hipps, L. E., Anderson, M. C., Hatfield, J. L., Gao, F., McKee, L. G., McElrone, A., Agam, N., & Los, S. A. (2019). Crop Water Stress Index of an irrigated vineyard in the Central Valley of California. *Irrigation Science*, 37(3), 297–313.
- Quenol, H., De Cortazar Atauri, I. G., Bois, B., Sturman, A., Bonnardot, V., Le Roux, R., & Ollat, N. (2017). Which climatic modeling to assess climate change impacts on vineyards? *OENO One*, 51, 91–97.
- Quintano, C., Fernández-Manso, A., Shimabukuro, Y. E., & Pereira, G. (2012). Spectral un-mixing. *International Journal of Remote Sensing*, 33(17), 5307–5340.
- Ramos, M. C., Perez-Alvarez, E. P., Peregrina, F., & Martinez de Toda, F. (2020). Relationships between grape composition of Tempranillo variety and available soil water and water stress under different weather conditions. *Scientia Horticulturae*, 262(September 2019), 109063.
- Ranjan, R., Sahoo, R. N., Chopra, U. K., Pramanik, M., Singh, A. K., & Pradhan, S. (2017). Assessment of Water Status in Wheat (*Triticum aestivum* L.) Using Ground Based Hyperspectral Reflectance. *Proceedings of the National Academy of Sciences India Section B - Biological Sciences*, 87(2), 377–388.
- Rapaport, T., Hochberg, U., Shoshany, M., Karnieli, A., & Rachmilevitch, S. (2015). Combining leaf physiology, hyperspectral imaging and partial least squares-regression (PLS-R) for

- grapevine water status assessment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 109, 88–97.
- Rienth, M. & Scholasch, T. (2019). State-of-the-art of tools and methods to assess vine water status. *OENO One*, 53(4), 619–637.
- Rodríguez-Pérez, J. R., Riaño, D., Carlisle, E., Ustin, S., & Smart, D. R. (2007). Evaluation of hyperspectral reflectance indexes to detect grapevine water status in vineyards. *American Journal of Enology and Viticulture*, 58(3), 302–317.
- Romero, M., Luo, Y., Su, B., & Fuentes, S. (2018). Vineyard water status estimation using multispectral imagery from an UAV platform and machine learning algorithms for irrigation scheduling management. *Computers and Electronics in Agriculture*, 147(February), 109–117.
- Romero-Trigueros, C., Bayona Gambín, J. M., Nortes Tortosa, P. A., Alarcón Cabañero, J. J., & Nicolás Nicolás, E. (2019). Determination of Crop Water Stress Index by Infrared Thermometry in Grapefruit Trees Irrigated with Saline Reclaimed Water Combined with Deficit Irrigation. *Remote Sensing*, 11(7), 757.
- Rondeaux, G., Steven, M., & Baret, F. (1996). Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 55(2), 95–107.
- Rossini, M., Fava, F., Cogliati, S., Meroni, M., Marchesi, A., Panigada, C., Giardino, C., Busetto, L., Migliavacca, M., Amaducci, S., & Colombo, R. (2013). Assessing canopy PRI from airborne imagery to map water stress in maize. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 86, 168–177.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1973). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *Third ERTS Symposium, NASA SP-351*, (pp. 309–317).
- Rozenstein, O., Haymann, N., Kaplan, G., & Tanny, J. (2018). Estimating cotton water consumption using a time series of Sentinel-2 imagery. *Agricultural Water Management*, 207(May), 44–52.
- Sade, N., Gebremedhin, A., & Moshelion, M. (2012). Risk-taking plants. *Plant Signaling & Behavior*, 7(7), 767–770.
- Sakuratani, T. (1981). A heat balance method for measuring water flux in the stem of intact plants. *Journal of Agricultural Meteorology*, 37(1), 9–17.
- Salva, G. (2016). Viticulture. L irrigation des vignes : notice à destination des utilisateurs et des autres. *Revue française d'oenologie*, 274, 5.
- Saurin, N., Tisseyre, B., & Lebon, E. (2014). Comment mesurer la contrainte hydrique de la vigne, de la plante au vignoble. *Innovations Agronomiques*, 38(38), 143–158.
- Schaepman-Strub, G., Schaepman, M., Painter, T., Dangel, S., & Martonchik, J. (2006). Reflectance quantities in optical remote sensing—definitions and case studies. *Remote Sensing of Environment*, 103(1), 27–42.
- Schmitter, P., Steinrücken, J., Römer, C., Ballvora, A., León, J., Rascher, U., & Plümer, L. (2017). Unsupervised domain adaptation for early detection of drought stress in hyperspectral images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 131, 65–76.
- Scholander, P. F., Bradstreet, E. D., Hemmingsen, E. A., & Hammel, H. T. (1965). Sap Pressure in Vascular Plants : Negative hydrostatic pressure can be measured in plants. *Science*, 148(3668), 339–346.

- Seelig, H. D., Hoehn, A., Stodieck, L. S., Klaus, D. M., Adams, W. W., & Emery, W. J. (2008). The assessment of leaf water content using leaf reflectance ratios in the visible, near-, and short-wave-infrared. *International Journal of Remote Sensing*, 29(13), 3701–3713.
- Seelig, H.-D., Hoehn, A., Stodieck, L. S., Klaus, D. M., Adams III, W. W., & Emery, W. J. (2009). Plant water parameters and the remote sensing R 1300/R 1450 leaf water index : controlled condition dynamics during the development of water deficit stress. *Irrigation Science*, 27(5), 357–365.
- Segarra, J., Buchaillet, M. L., Araus, J. L., & Kefauver, S. C. (2020). Remote Sensing for Precision Agriculture : Sentinel-2 Improved Features and Applications. *Agronomy*, 10(5), 641.
- Serrano, L., Ustin, S. L., Roberts, D. A., Gamon, J. A., & Peñuelas, J. (2000). Deriving water content of chaparral vegetation from AVIRIS data. *Remote Sensing of Environment*, 74(3), 570–581.
- Simonneau, T., Ollat, N., Pellegrino, A., & Lebon, E. (2014). Contrôle de l'état hydrique dans la plante et réponses physiologiques de la vigne à la contrainte hydrique. *Innovations Agronomiques*, 38, 13–82.
- Surase, R. R., Kale, K. V., Varpe, A. B., Vibhute, A. D., Gite, H. R., Solankar, M. M., Gaikwad, S., & Nalawade, D. B. (2019). Estimation of Water Contents from Vegetation Using Hyperspectral Indices. In J. Anguera, S. C. Satapathy, V. Bhateja, & K. Sunitha (Eds.), *Microelectronics, Electromagnetics and Telecommunications, Lecture Notes in Electrical Engineering 521*, volume 471 of *Lecture Notes in Electrical Engineering* (pp. 247–255). Singapore : Springer.
- Suter, B., Destrac Irvine, A., Gowdy, M., Dai, Z., & Van Leeuwen, C. (2021). Adapting Wine Grape Ripening to Global Change Requires a Multi-Trait Approach. *Frontiers in Plant Science*, 12(February), 1–17.
- Thebault, A., Bsaibes, A., Gelly, M., Stoop, P., & Jallas, E. (2015). ITK VINTEL : Predicting midday leaf water potential from predoclimatic data. In *GiESCO*.
- Tilling, A. K., O'Leary, G. J., Ferwerda, J. G., Jones, S. D., Fitzgerald, G. J., Rodriguez, D., & Belford, R. (2007). Remote sensing of nitrogen and water stress in wheat. *Field Crops Research*, 104(1-3), 77–85.
- Tomás, M., Medrano, H., Escalona, J. M., Martorell, S., Pou, A., Ribas-Carbó, M., & Flexas, J. (2014). Variability of water use efficiency in grapevines. *Environmental and Experimental Botany*, 103, 148–157.
- Tonietto, J. & Carbonneau, A. (2004). A multicriteria climatic classification system for grape-growing regions worldwide. *Agricultural and Forest Meteorology*, 124(1), 81–97.
- Tosin, R., Pocas, I., Goncalves, I., & Cunha, M. (2020). Estimation of grapevine predawn leaf water potential based on hyperspectral reflectance data in Douro wine region. *Vitis - Journal of Grapevine Research*, 59(1), 9–18.
- Transon, J., D'Andrimont, R., Maignard, A., & Defourny, P. (2018). Survey of hyperspectral Earth Observation applications from space in the Sentinel-2 context. *Remote Sensing*, 10(2), 157.
- Van Leeuwen, C. & Darriet, P. (2016). The Impact of Climate Change on Viticulture and Wine Quality. *Journal of Wine Economics*, 11(1), 150–167.

- Van Leeuwen, C., Trégoat, O., Choné, X., Bois, B., Pernet, D., & Gaudillère, J.-P. (2009). Vine water status is a key factor in grape ripening and vintage quality for red Bordeaux wine. How can it be assessed for vineyard management purposes? *OENO One*, 43(3), 121.
- Van Leeuwen, C., Trégoat, O., Choné, X., Jaeck, M.-E., & Gaudillere, J. P. (2003). Assessment of vine water uptake conditions and its influence on fruit ripening. *Bulletin de l'OIV*, 76, 367–378.
- Van Leeuwen, C. & Vivin, P. (2008). Alimentation hydrique de la vigne et qualité des raisins. *Innovations Agronomiques*, 2, 159–167.
- Vane, G. & Goetz, A. F. (1988). Terrestrial imaging spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 24(1), 1–29.
- Verrelst, J., Camps-Valls, G., Muñoz-Marí, J., Rivera, J. P., Veroustraete, F., Clevers, J. G., & Moreno, J. (2015). Optical remote sensing and the retrieval of terrestrial vegetation biogeophysical properties - A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108, 273–290.
- Weiss, M., Jacob, F., & Duveiller, G. (2020). Remote sensing for agricultural applications : A meta-review. *Remote Sensing of Environment*, 236(August 2019), 111402.
- Williams, L. E. (2017). Physiological tools to assess vine water status for use in vineyard irrigation management : Review and update. *Acta Horticulturae*, 1157, 151–166.
- Wold, S. (1995). Chemometrics; what do we mean with it, and what do we want from it? *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 30(1), 109–115. In CINC '94 Selected papers from the First International Chemometrics Internet Conference.
- Zhang, F. & Zhou, G. (2019). Estimation of vegetation water content using hyperspectral vegetation indices : A comparison of crop water indicators in response to water stress treatments for summer maize. *BMC Ecology*, 19(1), 18.
- 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.
- Zovko, M., Zibrat, U., Knapic, M., Bubalo Kovacic, M., & Romc, D. (2019). Hyperspectral remote sensing of grapevine drought stress. *Precision Agriculture*, 20(2), 335–347.
- Zribi, M., Muddu, S., Bousbih, S., Al Bitar, A., Tomer, S. K., Baghdadi, N., & Bandyopadhyay, S. (2019). Analysis of l-band sar data for soil moisture estimations over agricultural areas in the tropics. *Remote Sensing*, 11(9).
- Zufferey, V., Verdenal, T., Dienes, A., Belcher, S., Lorenzini, F., Koestel, C., Blackford, M., Bourdin, G., Gindro, K., Spangenberg, J. E., Rösti, J., Viret, O., Carlen, C., & Spring, J.-L. (2020). The influence of vine water regime on the leaf gas exchange, berry composition and wine quality of Arvine grapes in Switzerland. *OENO One*, 54(3), 553–568.

Table des figures

1.1	Modèle de stratégies de contrôle de l'état hydrique de la vigne selon le stade de développement de la vigne et le type de vin futur. Adapté selon Ojeda & Saurin (2014)	5
1.2	Évolution de la pluviométrie et du déficit hydrique pendant le cycle de la vigne de 1990 à 2019 (11430, Gruissan). D'après Hernan Ojeda, INRAE, Unité Expérimentale de Pech rouge. A : Évolution de l'évapotranspiration potentielle totale (ETP) et des précipitations, période avril-septembre. B : Évolution de l'Indice de Sécheresse (IS, Tonietto & Carbonneau (2004)).	6
1.3	Impact du statut hydrique de la vigne sur son fonctionnement. Adapté selon Ojeda & Saurin (2014) et Van Leeuwen & Vivin (2008)	6
2.1	Principe général de la télédétection. Gammas de longueur d'onde utilisées dans ce manuscrit : 400-800nm ou visible (VIS), 800-1000nm ou proche infrarouge - Near Infrared (NIR), 1000-2500nm ou lointain infrarouge - Short wave infrared (SWIR)	9
2.2	Illustration de différentes résolutions spatiales de 10cm à 10m pour la même zone de parcelle de vigne dans le Minervois.	10
2.3	Réponse spectrale de la végétation selon un capteur hyper (Spectrophotomètre ASD Field Spec 4) ou multispectral (Sentinel-2).	11
2.4	Illustration des paramètres influençant la réponse spectrale de la végétation dans les différentes longueurs d'onde.	12
3.1	Schéma de la méthodologie générale mise en oeuvre dans cette étude.	18
4.1	Location of the four vine plots selected for the study in the Occitanie region, France.	27
4.2	Illustration of irrigated test fields with the three irrigation areas and the subplots locations for measurements.	29
4.3	Location of measurements' subplots in each non-irrigated fields.	30
4.4	20x20m subplot with the locations of each targeted vine.	30
4.5	Diagram showing rainfalls and temperatures for the 3 locations in relation with measurements periods (week 1 to 4). Tmean refers to the mean temperature for each plot.	31
4.6	Optimal SWP pathways to produce three distinct wines (adapted from (Ojeda & Saurin, 2014))	32
4.7	SWP variability for each week by plot according to optimal water courses (from Figure 4.6)	33
4.8	Preprocessing steps, from raw spectra to the database actually used in our study. Outliers were removed according to their reflectance values, especially the ones that had a low reflectance level due to measurement errors.	34
4.9	Leaves' spectra acquired on the 08/23/2019 in plot B (SWP mean value for this date : control = -1.2MPa , W1= -0.80MPa , W2= -0.65MPa).	34

4.10	Flowchart of the method applied to identify best domains related to vine water status using raw and average spectrum by domain (NDSI : Normalized difference spectral indices, HVI : Hyperspectral vegetation indices, MVI : multispectral vegetation indices).	36
4.11	Vine spectral signature in the visible (VIS) to short-wave infrared (SWIR) wavelengths, with the 19 selected domains separated by dotted lines. Water and atmospheric absorption are highlighted over the spectrum. Sentinel-2 spectral and spatial resolution are reported above the spectrum.. . . .	38
4.12	Determination coefficient of linear regressions for each wavelength when considering the whole database. The spectral domains defined in Table 4.6 are reported on top the graph.	41
4.13	Determination coefficient of linear regressions for each wavelength when considering only plots A and C (left) or only plot B (right). The spectral domains defined in Table 4.6 are reported on top the graph.	42
4.14	Feature importance (FI) calculated for each wavelength using the ExtraTrees Regressor method when considering the whole database. The spectral domains defined in Table 4.6 are reported on top the graph. (RMSE=0.25)	43
4.15	Feature importance (FI) calculated for each wavelength using the ExtraTrees Regressor method when considering only plot A and c (left) or plot B (right). The spectral domains defined in Table 4.6 are reported on top the graph.	43
4.16	Correlation matrix showing the coefficient of determination between NDSI's results and SWP when considering the whole database. The spectral domains defined in Table 4.6 are also reported along the two axis.	45
4.17	Correlation matrix showing the coefficient of determination between NDSI's results and SWP when considering only plots A and C (left) or only plot B (right). The spectral domains defined in Table 4.6 are also reported along the two axis.	46
4.18	Correlation matrix between NDSI using reflectance value average by domains and SWP for all plots.	49
4.19	Correlation matrix between NDSI using reflectance value average by domains and SWP for plots A and C and plot B.	49
4.20	Scatterplots showing the relationship obtained between NDSI by wavelengths and SWP values fort three examples.	54
4.21	Correlation matrix showing coefficient of determination and accuracy between NDSI by wavelengths and SWP values or classes for plots A and C. Same significant domains are highlighted with black line. One domain is more significant with classification than with regression, it is surrounded with black dotted line. Three domains that are not present with regression are surrounded with blue dotted line on classification correlation matrix.	55
4.22	Feature importance with ExtraTrees Regressor methods for all plots with leaves and canopy reflectance. Same highlighted domains are surrounded by black lines, differences are surrounded by dotted lines.	56
5.1	Illustration de la prise des mesures hyperspectrales sur les feuilles (a) et au-dessus de la canopée (b).	58
5.2	Schéma de la prise de mesure hyperspectrale au-dessus de la canopée.	58
5.3	Coefficients de détermination entre les reflectances de chaque longueur d'onde mesurée au-dessus de la canopée et les potentiels de tige pour toute la base de donnée.	59
5.4	Coefficients de détermination entre les réflectances de la canopée moyennées par domaines spectraux et les potentiels de tige pour toute la base de données.	60
6.1	Flowchart of the method from the features extraction to the analysis step.	69

6.2	Location of the study vine plots for 2018, 2019 and 2020 and position of the corresponding S2 tiles.	70
6.3	Inter-row management example. (a) Plot ungrassed. (b) Plot with grass one row on two. (c) Plot totally grassed.	70
6.4	Example of 2 subplots in a plot and location of 10 SWP measurements in a subplot. The number and location of the subplots are chosen according to (1) the S2 20m pixel grid in order to have a good representation of the variability in the entire pixel, (2) plot soil and/or vegetation variability as reported by agronomic expert or vine-growers and (3) the time needed to perform the SWP measurements in the field. Vis for SWP measurements were selected in order to have a good representation of the entire pixel and according to the rows orientation inside the pixel.	72
6.5	Flowchart of the resampling and the merge of S2 bands used in this study. Example for an image with only one vine plot with three subplots. This method as been used for the 38 images and the 103 subplot.	74
6.6	Illustration of the database sub-sample decomposition.	76
6.7	Flowchart details of analysis (n=349 for the entire dataset, 1 : pea-size, 2 : Pre-veraison, 3 : veraison, 4 : ripening).	76
6.8	Box plot of SWP values (in MegaPascal) measured in field for each development stage covered by our study. The size of the colored rectangles indicates the percentage of data per year.	78
6.9	Boxplot of R^2 and RMSE over the 10 split for Linear model with the whole dataset (all years and all inter-row management).	80
6.10	Best band to use for regression model.	81
6.11	Distribution of predicted and observed data according to inter-row management.	82
6.12	Data distribution according to grapes variety.	83
6.13	Data distribution according to development stage.	83
6.14	Data distribution according to study year.	84
6.15	Distribution of the observed SWP according to (a) NDVI values, (b) REP values, (c) values of the model developed in this study.	85
7.1	Précision moyenne sur les 10 splits de chaque modèle pour prédire les classes de potentiel de tige à partir de toutes les bandes de Sentinel-2 en utilisant toute la base de données (2018, 2019, 2020 et tout type d'enherbement).	89
7.2	Importance de chaque bande dans le modèle ExtraTree. Les bandes les plus utilisées sont entourées en pointillé.	90
7.3	Matrice de confusion du modèle de prédiction des classes de potentiel de tige avec l'algorithme ExtraTree pour toutes les parcelles.	91
7.4	Matrice de confusion de la classification post régression (précision=56,2%).	92
8.1	Réponse spectrale de Sentinel-2 dans les domaines du visible au NIR (European Space Agency, 2017).	95
9.1	Flowchart of the method used in this study (S2 : Sentinel-2, SWP : Stem Water Potential).	104
9.2	Study sites location in the south of France near Carcassonne and Beziers.	104
9.3	Illustration of the process for one field (S2 : Sentinel-2). The first step consisted in applying a buffer inside the original field boundary. Then the model is applied in each pixel and SWP predicted values are averaged by field. The mean value of each field is finally extracted by date in order to field a temporal monitoring.	105
9.4	Predicted water status map on August 10th, 2020.	106

9.5	Predicted water status map on July 14th, 2020 (field 1 : chardonnay of 8 years old, field 2 : chardonnay of 17 years old).	107
9.6	Predicted water status map on July 31st, 2020.	108
9.7	Temporal monitoring of predicted SWP averaged for 32 vine fields with red varieties of one wine estate according to mean temperature for 2020.	109
9.8	Water status maps averaged by field for two wine estates at two dates, a) and c) after the rain on July the 26th 2020 and b) and d) during a heatwave on July 31st, 2020. Figures a) and b) represent a well irrigated wine estate and Figures c) and d) represent a wine estate with non-irrigated plots.	110
9.9	Temporal monitoring of predicted SWP for fields according to irrigation system type for a wine estate in summer 2020.	111
9.10	Mean values of the temporal monitoring red plots of one wine estate according to 3 thresholds from water comfort to water stress for a red concentrated wine (adapted from (Ojeda & Saurin, 2014)).	111
10.1	Schéma de la procédure d'obtention des cartes et des suivis temporels mise en place pendant la thèse. (P _{Te} : potentiel de tige estimé).	116
10.2	Schéma de la procédure mise à jour pour automatisation. (P _{Te} : potentiel de tige estimé).	117
10.3	Illustration du ré-échantillonnage d'une carte de 6 parcelles à partir des pixels de 10m (à gauche) vers des pixels de 2m (à droite) par la méthode cubique.	117
11.1	Réponse spectrale de la végétation selon différents capteurs optiques : FieldSpec, Sentinel-2 et EnMAP. Adapté d'après Bach & Rast (2018).	124
11.2	Résolution spatiale, spectrale et temporelle de différents satellites multi (A) et hyperspectraux (B).	124
12.1	Illustration de la différence entre pixel pur et pixel mixte.	129
12.2	Illustration d'un mélange linéaire, adapté de Bioucas-Dias et al. (2012).	130
12.3	Illustration de mélanges non linéaires. Adapté de Bioucas-Dias et al. (2012).	130
12.4	Nombre de publications traitant du démelangeage spectral depuis 2000. (Selon https://app.dimensions.ai/discover/publication)	131
12.5	Extraction des composantes spectrales (ou endmembers) dans les images VIS-NIR acquises sur une parcelle de vigne en 2016 par A) avion (données hyperspectrales) et par B) drone (données multispectrales). C) Cartes d'abondance calculée pour plusieurs composantes extraites des images hyperspectrales avions. Adapté selon Clenet et al. (2019).	132
12.6	Spectres de vigne, de sol enherbé et de sol nu.	133
12.7	Résultats de combinaisons linéaires entre les spectres de vigne et de sol nu selon différents niveaux de combinaison.	133
13.1	Illustration du rendu de la plateforme pour les cartes intra et inter-parcellaire du potentiel de tige estimé pour des parcelles de cépage rouge d'un domaine viticole.	135
13.2	Illustration du rendu de la plateforme pour une carte inter-parcelle d'un domaine avec les potentiels de tige estimés classés suivant le stade de développement (véraison) et le type de vin souhaité pour les parcelles de cépage rouge et blanc.	135
13.3	Illustration du rendu de la plateforme pour un suivi temporel suivant les stades et le type de vin pour une parcelle de Cabernet Sauvignon. La parcelle sélectionnée apparaît en bleu, les autres parcelles du même cépage sont en gris clair.	136
13.4	Illustration du rendu de la plateforme avec ajout de données météo et des apports d'eau par irrigation par le viticulteur.	137
A.1	Schéma Gantt du projet.	164

B.1	Modèle de stratégies de contrôle de l'état hydrique de la vigne selon le stade de développement de la vigne et le type de vin futur. Adapté selon Ojeda & Saurin (2014)	166
B.2	Évolution de la pluviométrie, de l'évaporation totale et de l'indice de sécheresse depuis 1990 à Gruissan, France (H. Ojeda, communication personnelle).	167
B.3	Impact du statut hydrique de la vigne sur son fonctionnement. Adapté selon Ojeda & Saurin (2014) et Van Leeuwen & Vivin (2008)	168
B.4	Illustration des paramètres influençant la réponse spectrale de la végétation.	169
B.5	Carte de prédiction du stress hydrique issue du modèle développé pour le 26/07/2020 sur un domaine pilote. Classement en trois grandes catégories selon le stade de développement de la vigne et le type de vin souhaité. (Contours jaunes : cépages blancs, contours rouges : cépages rouges)..	171

Liste des tableaux

- 2.1 Synthèse des matériels et méthodes utilisés dans les études publiées sur l'identification du statut hydrique de la vigne à partir de données hyperspectrales. (IV : indice de végétation) 13
- 2.2 Résumé des longueurs d'onde et IV mis en évidence dans les récentes études publiées sur l'identification du statut hydrique de la vigne à partir de données hyperspectrales. (IV : indice de végétation) 14
- 3.1 Résumé des périodes de terrain 19
- 4.1 Characteristics summary of the four vineyard plots 28
- 4.2 Amount of water distributed for each tests plots (in millimeter). ND refers to no data. (W1 : low irrigation, W2 : high irrigation) 29
- 4.3 Number of SWP and reflectance measurements acquired for each week and plot . 31
- 4.4 Synthesis of Stem Water Potential values for each plot. (n : number of samples, MPa : Mega Pascal, STD : Standard deviation) 32
- 4.5 Hyperspectral vegetation indices selected for this study and their formulas according to literature. Each wavelength is given in nanometers. 37
- 4.6 Correspondence between wavelengths and domains used in this study 38
- 4.7 Multispectral vegetation indices selected according to the previous analyses using raw wavelengths and literature. 39
- 4.8 Summary of available features. NDSI—Normalized difference spectral indices; HVI—Hyperspectral vegetation indices; MVI—Multispectral vegetation indices). 39
- 4.9 Summary of the three previous sections' results for the three methods either with the data of all plots, for plots A and C, or for plot B. The darker the cell, the greater the significance of the domain : black cell for an importance score of 10 (best R^2 or FI), gray cell for an importance score of 1 (significant p -value but lower R^2 or FI), and white cell for a score of 0 (result not significant). When the spectral domain is emphasized for all plots, the score is doubled. The sum of the scores for each domain is recorded at the bottom of the table and is called the "Importance Criteria". 47
- 4.10 Coefficient of determination between HVI and SWP (values in bold are different from 0 at significance level $\alpha=0.05$) 48
- 4.11 Summary of the previous results. 50
- 4.12 Coefficient of determination between MVI and SWP (values in bold are different from 0 at significance level $\alpha=0.05$) 50
- 4.13 Summary of all the previous sections results. The importance criteria from Table 4.9 and Table 4.11 are gathered at the top for each feature. The bands that compose the vegetation indices (VI) are checked and shaded out. The determination coefficient obtained between each VI and SWP values are also gathered are the right of the table for all plots or plots A and C and plot B apart. The most important values (IC and R^2) are shown in darker green 51

6.1	Summary of the weather from May to September for 2018, 2019 and 2020 adapted from technical reports of Departmental Council of the Hérault region. Particularities are highlighted in red for a lack of water or warm temperatures, blue for too much water and cool temperatures, green for normal data and brown for contrasting rainfall or temperatures.	71
6.2	Number of grass, ungrass and total plot and subplot for each year and their grape variety.	72
6.3	Sentinel-2A spectral and spatial resolution of bands used in this study	73
6.4	Dates of the S2 images used for 2018, 2019 and 2020 for each S2 tile. Images were chosen among all the images available as there is no cloud over the subplots and the date is close to the in field measurements (Maximum difference of 5 days).	74
6.5	Multispectral vegetation indices	75
6.6	Details of the algorithms used	75
6.7	Statistic description of SWP values for each development stage of each year (STD : standard deviation)	78
6.8	Results of scores exploration for all data (all years, all inter-row management). Best scores are highlighted in bold.	79
6.9	Summary of the best algorithms for every subplot with $R^2 \geq 0.25$ and $RMSE \leq 0.3$	80
7.1	Synthèse des performances obtenues avec les différents algorithmes pour la prédiction des classes de potentiel de tige selon la base de données considérées. Seul les résultats avec plus de 50% de précision y ont été reportés. (QDA : Quadratic Discriminant Analysis)	90
8.1	Liste des satellites d’observation de la Terre avec leur résolution spatiale, temporelle et leur prix.	94
8.2	Résolution spectrale des bandes des capteurs des différents satellites qui serviront de base à la simulation à partir des données hyperspectrales (Sources : ESA, Airbus Defense & Space, DigitalGlobe, NASA/USGS).	94
8.3	Résultats de l’algorithme de régression pour prédire les valeurs de potentiel de tige avec les données satellite simulées à partir des mesures hyperspectrales sur les feuilles ou au-dessus de la canopée.	96
10.1	Proposition d’un guide d’entretien pour un client qui teste l’outil de suivi du statut hydrique de la vigne lors de sa phase pré-opérationnelle durant l’été 2021.	119
11.1	Comparaison de différentes méthodes d’analyses des images optiques pour l’agriculture. Adapté d’après Lu et al. (2020).	126
13.1	Schéma Gantt prévisionnel.	137

Annexes

Annexe A

Diagramme Gantt du projet

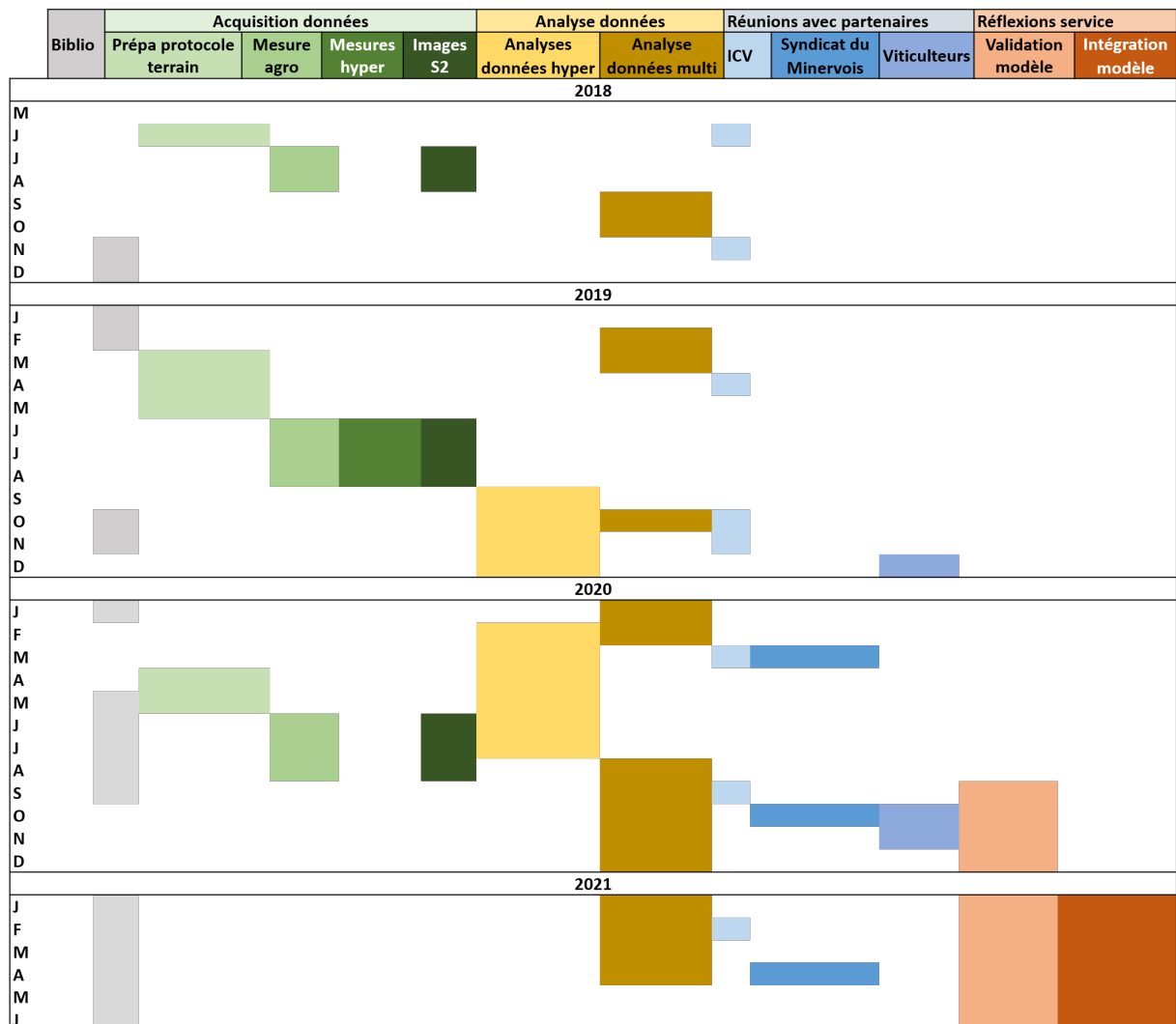


FIGURE A.1 – Schéma Gantt du projet.

Annexe B

Article soumis dans le dossier spécial sur l'eau en viticulture dans la Revue des Oenologues

Suivi temporel du statut hydrique et aide à l'irrigation de la vigne : enjeux et possibilités offertes par la télédétection spatiale - Exemple des vignobles de climat méditerranéens

Eve Laroche-Pinel^{1,2,3}, Sylvie Duthoit¹, Michel Le Page⁴ Said Khabba^{5,6}, Jacques Rousseau⁷, Guillaume Rieu¹, Jérôme Hourdel⁷, Veronique Cheret^{2,3}, and Harold Clenet^{2,3}

¹ TerraNIS, 12 Avenue de l'Europe, F-31520 Ramonville Saint-Agne, France

² Ecole d'Ingénieurs de Purpan, 75 voie du TOEC, F-31076 Toulouse, France

³ Université de Toulouse, INRAE, UMR DYNAFOR, F-31326 Castanet-Tolosan, France

⁴ CESBIO (UPS/CNRS/INRA/IRD/CNES), 18 Avenue Edouard Belin, F-31401 Toulouse

⁵ LMFE, Faculté des Sciences Semlalia, Université Cadi Ayyad, 40000 Marrakech, Maroc

⁶ Center for Remote Sensing Applications (CRSA), Mohammed VI Polytechnic University (UM6P), 43150 Benguerir, Maroc

⁷ Groupe Institut Coopératif du vin, La Jasse de Maurin, F-34970 Montpellier, France

Résumé : Les vignobles méditerranéens font face à une raréfaction de la ressource en eau ainsi qu'à l'augmentation et à l'intensification des vagues de chaleur en été. Si une contrainte hydrique modérée est souvent recherchée au moment de la maturation des baies, un stress hydrique trop important peut altérer à la fois la pérennité de la plante, les rendements mais également la qualité du vin futur. L'enjeu pour la filière est donc d'identifier et de caractériser le risque de stress hydrique et de mesurer le niveau de rationnement en eau afin de réagir rapidement et de gérer cette ressource de manière raisonnée. Parmi les nombreux outils dont dispose le viticulteur pour suivre le statut hydrique de la vigne, la télédétection spatiale se distingue depuis le déploiement récent des satellites Sentinel-2 par L'Agence Spatiale Européenne. Véritable révolution pour l'agriculture, les données Sentinel sont disponibles gratuitement et offrent une information augmentée (13 bandes spectrales) à une fréquence de 5 jours. A titre d'exemple, nous exposerons deux solutions en cours de développement. La première doit permettre de suivre à grande échelle le statut hydrique des vignobles pour identifier rapidement les zones à risques mais également

pour pouvoir comparer à posteriori les millésimes par exemple. La seconde a pour objectif de quantifier le déficit hydrique à l'échelle parcellaire afin d'adapter les pratiques culturales et d'optimiser les apports en eau.

Mots clés : Télédétection spatiale, satellite, statut hydrique, suivi temporel

La gestion du statut hydrique de la vigne, un enjeu de plus en plus fort pour la filière viticole

Contrairement à la majorité des cultures pérennes, la vigne est presque toujours cultivée en dessous de son potentiel de rendement maximal afin de garantir la qualité des raisins et donc du vin. Il se trouve que le paramètre influençant le plus la composition des baies de raisin est l'eau (Van Leeuwen et al., 2009). Ces besoins hydriques varient fortement selon différents paramètres (Figure B.1) : la période végétative (Gary et al., 2005; Ramos et al., 2020; Zufferey et al., 2020), le type de vin souhaité (Ojeda & Saurin, 2014) ou l'âge de la vigne (Bou Nader et al., 2019).

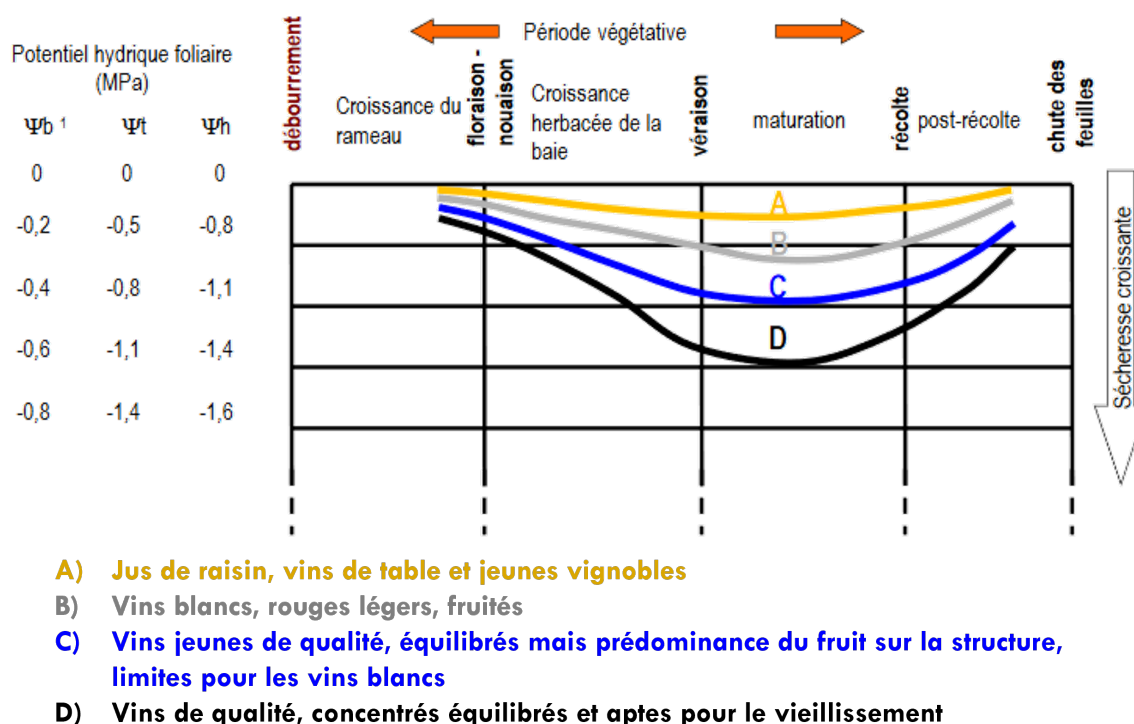


FIGURE B.1 – Modèle de stratégies de contrôle de l'état hydrique de la vigne selon le stade de développement de la vigne et le type de vin futur. Adapté selon Ojeda & Saurin (2014) .

Le climat méditerranéen était, jusqu'à la fin des années 90, un des plus favorables à la culture de la vigne avec des hivers humides et des étés chauds. Cependant, depuis les années 2000, on remarque une augmentation des épisodes de sécheresse et une raréfaction de la ressource en eau pendant le cycle végétatif de la vigne, entraînant un déficit hydrique quasi permanent (Saurin et al., 2014) comme le démontre la Figure B.2.

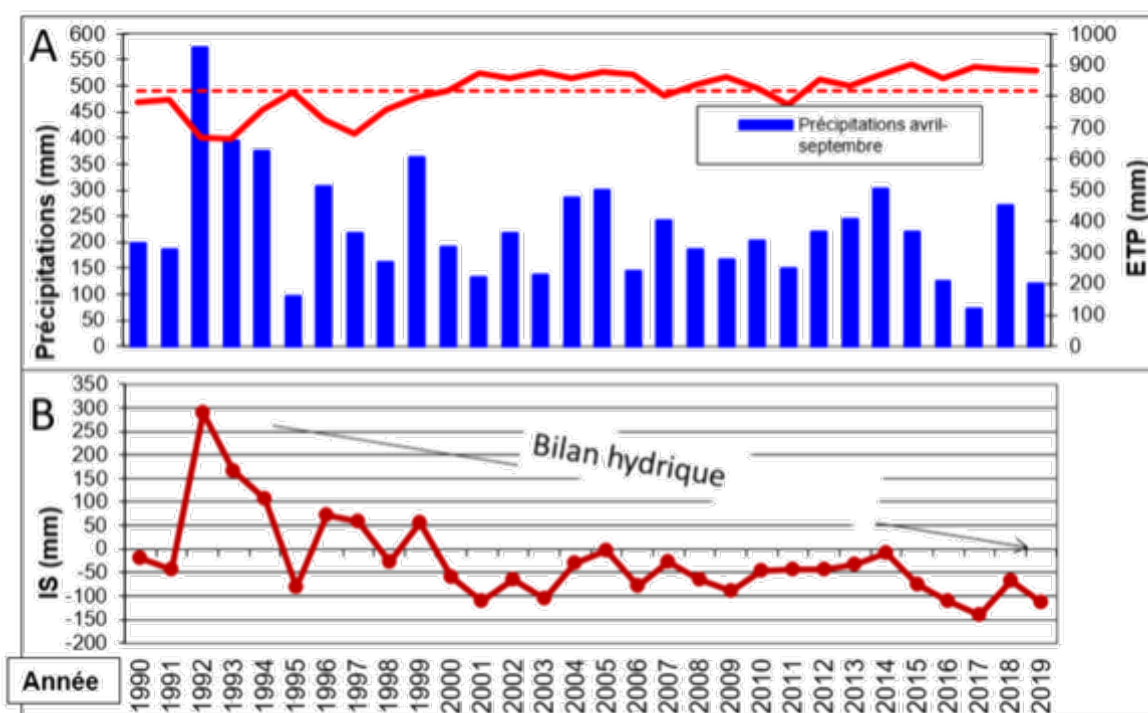


FIGURE B.2 – Évolution de la pluviométrie, de l'évaporation totale et de l'indice de sécheresse depuis 1990 à Gruissan, France (H. Ojeda, communication personnelle).

Cette évolution du climat impacte grandement la production de vin en influençant le développement de la plante et la composition des baies (Figure B.3), et en modifiant l'avancement des stades de développement de la vigne (Quenol et al., 2017) ce qui décale la phase de maturation pendant des périodes encore plus chaudes (Payan, 2007; Van Leeuwen & Darriet, 2016). Ceci modifie la composition des baies en augmentant la concentration en sucre et donc en augmentant le degré alcoolique des vins produits (Bernardo et al., 2018; Costa et al., 2015). De plus, on assiste à une baisse des rendements, d'autant plus préoccupante dans les régions méditerranéennes que les rendements y sont déjà parmi les plus faibles de France (Boutin & Payan, 2012).

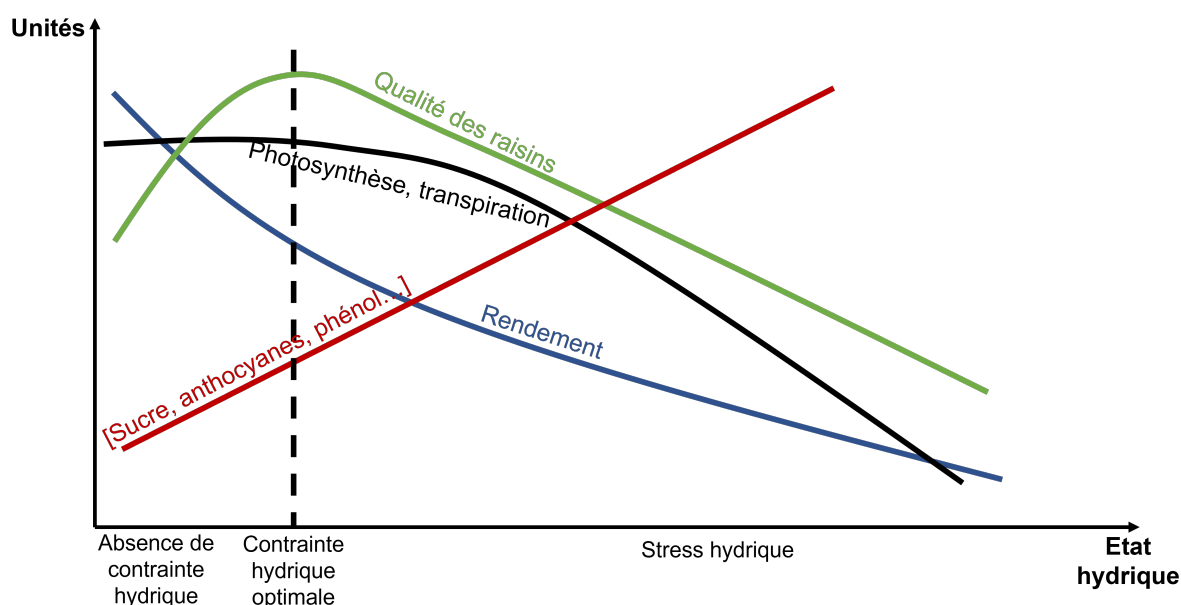


FIGURE B.3 – Impact du statut hydrique de la vigne sur son fonctionnement. Adapté selon Ojeda & Saurin (2014) et Van Leeuwen & Vivin (2008)

Réponses actuelles de la filière

Plusieurs méthodes de mesure in-situ sont généralement utilisées en viticulture pour qualifier le statut hydrique de la vigne. La plus simple en termes de mise en œuvre est la méthode des apex qui consiste à mesurer un indice d'arrêt de croissance des apex des rameaux principaux (Salva, 2016). Cette méthode ne nécessite aucun matériel en particulier et a l'avantage de ne pas être destructive mais elle n'est plus utilisable après un écimage et ne permet pas une mesure très précise. Trois autres méthodes permettent de mesurer le statut hydrique de la plante de manière beaucoup plus précise mais nécessitent du matériel spécifique et du temps non négligeable de mise en œuvre : mesure du potentiel foliaire hydrique (Payan, 2007; Salva, 2016; Scholander et al., 1965), du flux de sève (Sakuratani, 1981) ou de la conductance stomatique (Simonneau et al., 2014). Il est cependant difficile, voire impossible avec ces méthodes d'établir une représentation de la variabilité spatiale et temporelle du statut hydrique à l'échelle d'un domaine ou d'un territoire.

Une fois la contrainte hydrique évaluée, plusieurs solutions peuvent être mises en œuvre afin de la contrôler et de limiter l'impact du stress hydrique sur les récoltes et les vins produits. L'irrigation permet de compenser les manques de pluie (Gaudin & Gary, 2012). En Europe, moins de 10% des vignobles sont irrigués, mais ce chiffre tend à augmenter, notamment dans les régions méditerranéennes en France, en Espagne, au Portugal et en Italie (Costa et al., 2015). Pour autant, le recours à l'apport d'eau doit être réellement maîtrisé pour faire face aux enjeux environnementaux, œnologiques, économiques et réglementaires qui en découlent (Salva, 2016). L'objectif est d'arriver à une contrainte optimale (Figure 2).

D'autres pratiques peuvent être mises en place pour limiter l'impact du stress hydrique : la gestion de l'enherbement et du travail du sol pour réduire la compétition avec d'autres espèces, l'amélioration de la retenue de l'eau par le sol, la taille des vignes et la gestion de la canopée pour limiter l'exposition des grappes au soleil par exemple (Bernardo et al., 2018) ou l'avancement des vendanges pour limiter l'augmentation du degré d'alcool du vin (Costa et al., 2015). Enfin, des décisions à plus long terme peuvent également être adoptées avant même la plantation de nouvelles vignes (densité de plantation, orientation des rangs, choix des porte greffe et des cépages) (Bernardo et al., 2018).

Les possibilités offertes par la télédétection et la modélisation pour le suivi du statut hydrique et l'aide à l'irrigation de la vigne

Le principe de la télédétection est la mesure des caractéristiques optiques d'un objet par un capteur. Ces caractéristiques étant impactées par les propriétés intrinsèques de l'objet en question (composition, structure...). Trois paramètres caractérisent les capteurs. Le premier est leur résolution spatiale, autrement dit la taille du plus petit objet visible. Le deuxième paramètre est la résolution temporelle c'est-à-dire le temps de revisite entre deux images. C'est un paramètre important à prendre en compte quand on parle de suivi de la végétation puisqu'il faut pouvoir avoir des données régulièrement. Le dernier paramètre à prendre en compte est la résolution spectrale, autrement dit les longueurs d'onde dans lesquelles les réflectances vont être mesurées. On parle de capteur hyperspectral lorsque plus d'une centaine de bandes étroites (d'un à quelques nanomètres) sont mesurées à intervalles réguliers. La Figure B.4 présente un exemple de signal hyperspectral avec des mesures tous les 1nm du visible (400nm) à la fin du SWIR (2500nm). Ce type de mesure est pour l'instant très lourd à mettre en place et très coûteux. A l'inverse, les capteurs multispectraux ne mesurent les réflectances que dans certaines bandes données mais sont beaucoup plus abordables. Un exemple de signal multispectral, celui du satellite Sentinel-2 mesurant les réflectances dans 13 bandes spectrales est illustré dans la Figure B.4. La Figure B.4 illustre également les paramètres influençant la réponse spectrale de la végétation dans les différents domaines spectraux.

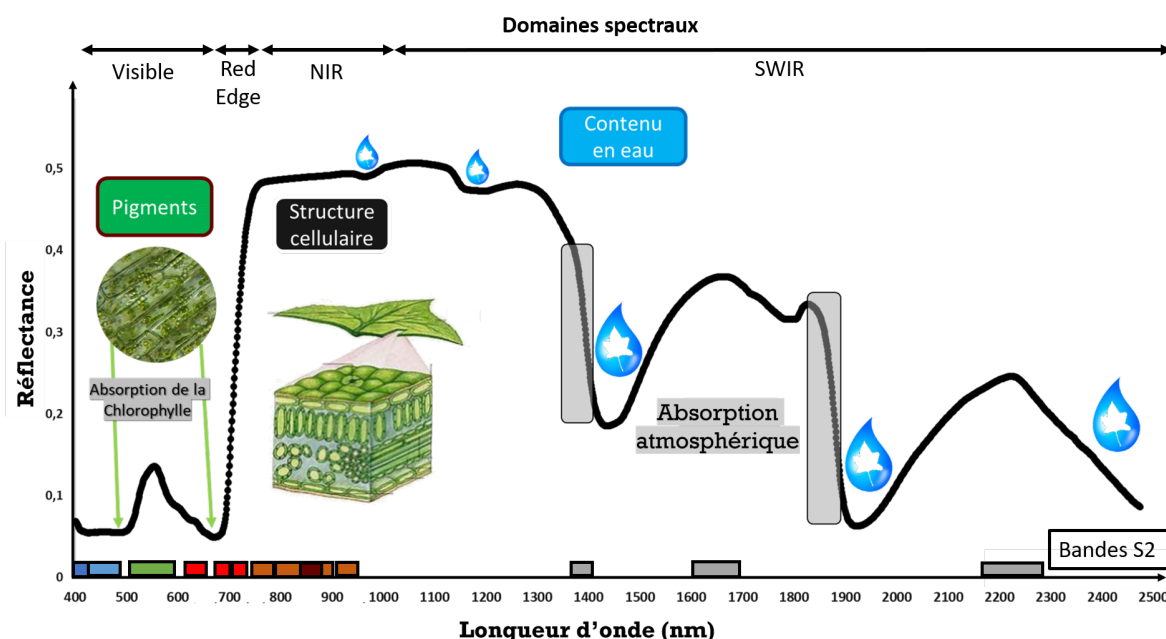


FIGURE B.4 – Illustration des paramètres influençant la réponse spectrale de la végétation.

L'observation de la terre par satellite s'est considérablement intensifiée ces dernières années et cette tendance se poursuivra très probablement durant les prochaines décennies. Les données fournies par des constellations publiques (par exemple le programme européen Copernicus) ou privées (par exemple la constellation de nanosatellites de Planet) fournissent aujourd'hui des données de haute résolution spatiale à des fréquences qui vont de la journée à la semaine. En agriculture, on va privilégier des données multispectrales dites de très haute résolution spatiale (0,5 à 1 m) jusqu'à la haute résolution spatiale (<30 m) avec une fréquence d'observation de 5 à 10 jours. Les programmes d'observation dits "opérationnels" comme Landsat (USGS) et Sentinel

(ESA) fournissent gratuitement des données prêtes à l'usage, c'est-à-dire avec un positionnement très précis du pixel et les corrections dues aux perturbations atmosphériques qui permettent de travailler sur des séries temporelles cohérentes. Sentinel-2, avec ses images en libre accès, combiné à sa résolution spectrale 13 bandes dans les régions du visible (VIS) à l'infrarouge à ondes courtes (SWIR) temporelle (5 jours de revisite avec les deux satellites A et B) et spatiale (10 m à 20 m) est un outil particulièrement intéressant pour de nombreuses applications en agriculture.

Les bandes spectrales des images peuvent être utilisées directement ou après calcul d'indices de végétation pour estimer la teneur en eau des plantes ou son impact sur la structure cellulaire ou la concentration en pigments des feuilles (chlorophylle, anthocyanes...). Concernant la vigne, de récentes études ont porté sur l'impact des vagues de chaleur sur les vignobles irrigués (Cogato et al., 2019) ou leur état hydrique via l'estimation du coefficient de culture (Rozenstein et al., 2018). Une publication récente montre des corrélations intéressantes entre le potentiel hydrique des tiges et les images Sentinel-2 (Cohen et al., 2019). Ce genre d'étude a mis en avant le potentiel intérêt de ce type d'imagerie pour suivre le statut hydrique sur de grands territoires avec une très bonne fréquence temporelle, ce qui pourrait être d'un réel intérêt pour la filière pour, par exemple, prioriser les parcelles à irriguer, légitimer les demandes d'autorisation d'irrigation auprès de l'INAO, identifier les zones qui doivent mettre en place des solutions à long terme selon les évolutions sur les différents millésimes, vérifier la bonne gestion globale de l'eau au niveau d'un domaine ou d'une appellation, adapter le parcours hydrique de parcelles en fonction du produit final souhaité, etc. Cependant, une résolution spatiale de 10m ne peut pas permettre de distinguer le rang de vigne de l'inter-rang ce qui peut être une contrainte, notamment dans les vignobles enherbés. Il sera alors nécessaire de contrôler également la vigueur de la vigne.

L'utilisation de modèles agro-météorologiques associé à l'utilisation d'image satellite, constitue une autre méthode pour estimer le statut hydrique des plantes de manière plus fine et à une fréquence journalière, ce qui permet d'aider à la gestion de l'irrigation au niveau intra-parcellaire. Cette modélisation est potentiellement capable de fournir des informations sur le moment, l'endroit et la quantité d'eau à appliquer sur le vignoble afin d'optimiser les apports d'eau.

Recherche en cours, premiers résultats et services envisagés

Un projet de thèse CIFRE (entreprise TerraNIS/Laboratoire DYNAFOR-INRAE Purpan), en partenariat étroit avec le Groupe ICV, a été mis en place en 2018 pour arriver à construire et mettre en place un service opérationnel de suivi du statut hydrique de la vigne à grande échelle et à moindre coût. Dans un premier temps, il fallait comprendre comment s'expriment les symptômes du stress hydrique sur la végétation, et caractériser les gammes de longueurs d'onde où des modifications spectrales peuvent être observées à l'aide de mesures hyperspectrales (Laroche-Pinel et al., 2021a). Par la suite, il était nécessaire de vérifier si les réponses apportées par ces mesures étaient transposables aux mesures acquises par les capteurs des satellites actuellement en service et notamment Sentinel-2, dont les caractéristiques (gratuité des images et résolution spatiale, spectrale et temporelle) en font un outil particulièrement adapté à l'observation de la végétation et à la mise en place d'un service opérationnel. Ce travail s'est appuyé sur des jeux de données uniques, combinant à la fois mesures in situ du statut hydrique, grâce au potentiel de tige (sur 3 ans dans 36 parcelles, de juin à septembre), et observations multispectrales et hyperspectrales. Cette étude a fait ressortir le domaine SWIR pour accéder au contenu en eau des feuilles mais a également permis de confirmer l'utilité des bandes Red-Edge et NIR comme révélatrices de l'impact du contenu en eau sur la structure de la feuille et sur son contenu en chlorophylle. Un modèle prometteur de prédiction du statut hydrique de la vigne a été mis en place (Laroche-Pinel et al., 2021b). Ce modèle a pu être testé en 2020 sur des parcelles de 5 domaines viticoles du sud de la France avec de nombreux échanges réguliers avec les viticulteurs pour vérifier la cohérence des résultats au niveau spatial mais également temporel. Ces premiers

retours sont plus qu'encourageants pour la mise en place d'un outil de suivi spatial et temporel du statut hydrique de la vigne à partir des images Sentinel-2. Les derniers tests sont en cours pour intégrer le modèle dans une plateforme de traitement automatique et de distribution de données en ligne au sein de l'entreprise partenaire (TerraNIS). Une première phase de distribution pré-opérationnelle du service est prévue pour l'été 2021. Un exemple de carte distribuée sur un domaine pilote est présenté dans la Figure B.5.

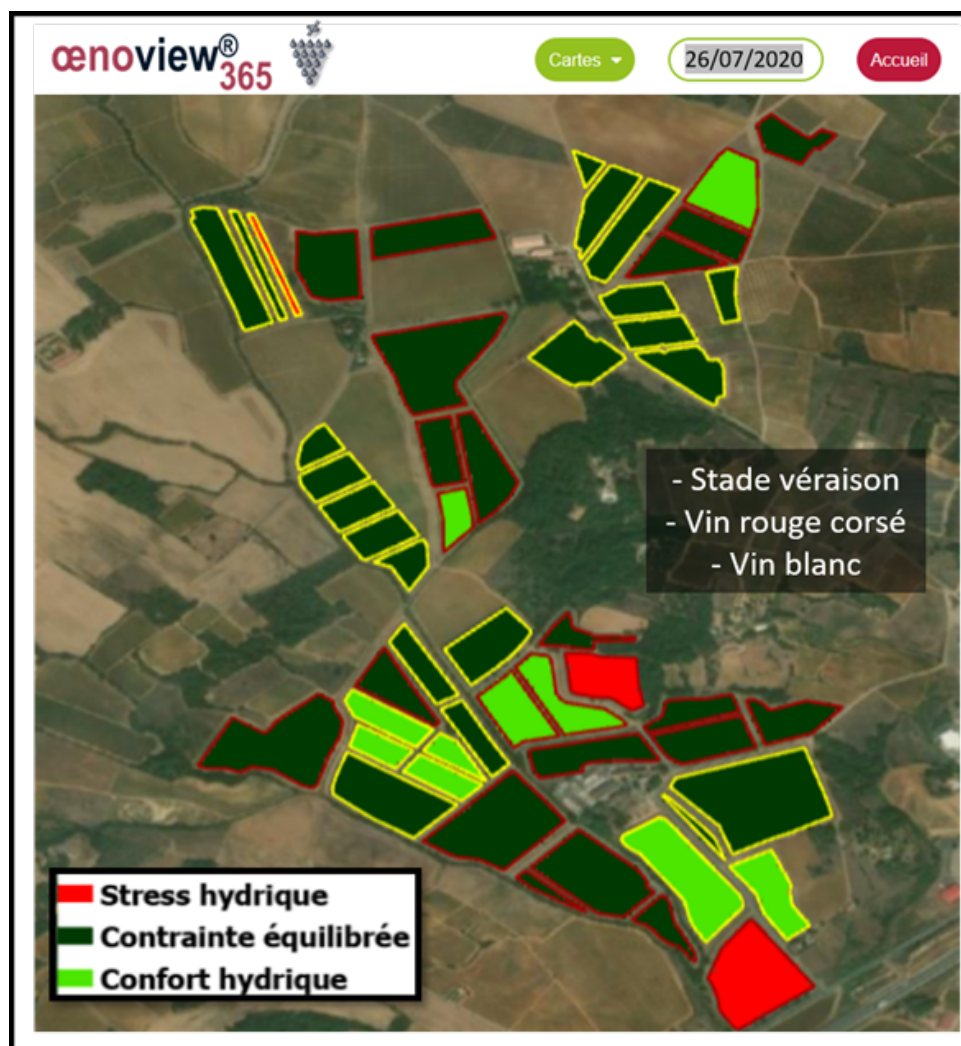


FIGURE B.5 – Carte de prédiction du stress hydrique issue du modèle développé pour le 26/07/2020 sur un domaine pilote. Classement en trois grandes catégories selon le stade de développement de la vigne et le type de vin souhaité. (Contours jaunes : cépages blancs, contours rouges : cépages rouges)..

En parallèle, un outil d'aide au pilotage de l'irrigation des grandes cultures WAGO a été développé dans le cadre d'un partenariat franco-marocain (CESBIO, UCAM). Cet outil est basé sur la méthode FAO-56 dual crop (Allen, R. G. et al., 1998) et la relation entre l'indice de végétation NDVI, le coefficient cultural de base (Kcb) et la couverture du sol par la végétation (Le Page et al., 2014). Cet outil n'est pas encore adapté à la vigne, caractérisé par une faible densité de couverture et une grande variabilité de la géométrie liée aux techniques de gestion. Dans le cadre du projet WineEO financé par l'Agence Spatiale Européenne (ESA), l'objectif de TerraNIS et du CESBIO est d'adapter le modèle de bilan hydrique utilisé dans WAGO aux spécificités de la vigne en prenant en compte (1) la notion de rang et d'inter-rang et (2) la diversité des pratiques culturales (destruction de l'enherbement, rognage, etc.). Plusieurs sources

de données spatiales seront testées (Sentinel-2, Spot 6-7, Pléiades) afin d'évaluer la capacité de chaque capteur à caractériser la végétation du rang et de l'inter-rang. L'objectif est de pouvoir estimer avec précision les coefficients cultureux et la couverture du sol à utiliser dans le modèle. Un dispositif expérimental a été déployé en 2021 sur plusieurs parcelles (Chili, Portugal, Italie, Espagne) afin de mesurer le NDVI et l'humidité du sol sur le rang et l'inter-rang ainsi que les flux d'évapotranspiration et de carbone sur la parcelle. Ces données permettront de calibrer et de valider le modèle développé dans le cadre du projet. A terme, l'outil permettra d'estimer le déficit hydrique de la culture en comparant quotidiennement les flux d'eau entrants (pluviométrie et irrigation) et sortants (évapotranspiration du rang et de l'inter-rang). Le pilotage de l'irrigation (date et quantité des apports en eau) ou l'adaptation des pratiques culturales (destruction de l'enherbement) se fera lorsque le déficit hydrique dépassera un seuil critique (impact sur la quantité et la qualité du vin).

Les deux approches permettent d'envisager deux types de services complémentaires. L'un adapté à une évaluation rapide, à grande échelle et à moindre coût du statut hydrique des vignobles afin de faciliter les réflexions sur les adaptations des pratiques culturales ou d'apporter une aide au ciblage de l'irrigation dans les zones concernées. L'autre permet de piloter l'irrigation et les pratiques culturales de manière plus fine en cours de campagne en estimant le niveau de déficit hydrique de la culture et en apportant au viticulteur des recommandations sur l'irrigation.

