Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem
Faculté des Sciences de la Nature et de la Vie
Département d'Agronomie

Co-funded by the Erasmus+ Programme of the European Union

Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme de Master Professionnel en Sciences Agronomiques

Spécialité : Technologies Avancées pour l'Agriculture de Précision

Thème

Classification de l'infestation de *Parlatoria ziziphi* (Lucas, 1853) (Hemiptera : Diaspididae) sur feuilles d'agrumes par spectroradiométrie VIS–NIR.

Présenté par :

- **Mme. Nardjess Brakni**

Soutenu publiquement : le 15/10/2026

Devant le jury :

Président : M. MAHIOUT Djamel	MCA	U. Mostaganem
Encadrante : Mme. BENOUDNINE Hadjira	Prof	U. Mostaganem
Co-encadrant : M. LABDAOUI Mohamed Zine Eddine	MCA	ESA Mostaganem
Examinateur : M. FARAH Taher	MCA	U. Mostaganem

Année universitaire : 2025/2026

الملخص

تُعدّ *Parlatoria ziziphi* (Lucas, 1853) حشرة قشرية مدرعة تصيب الحمضيات، ويجعل صغر حجمها وتوزيعها غير المتجانس عملية مراقبتها في البساتين أكثر صعوبة. هدفت هذه الدراسة إلى تقييم إمكانات القياس الطيفي الإشعاعي في المجال المرئي–الأشعة تحت الحمراء القريبة(VIS–NIR) ، بالاقتران مع التحليل الكمي للصور، من أجل توصيف وتقدير شدة الإصابة المحلية لأوراق البرتقال بهذه الآفة.

شملت الدراسة خمساً وأربعين ورقة من *Citrus sinensis* var. Thomson مأخوذة من تسع أشجار. أُجريت خمس قياسات طيفية لكل ورقة باستعمال جهازJETI SPECTRAVAL 1501-NIR ، ثم جرى تطبيعها بالنسبة إلى مرجع أبيض. وشملت التحليلات 551 نطاقاً طيفياً بين 450 و1000 نانومتر. كما تم تقدير الإصابة بـ *Parlatoria ziziphi* والكلوروز باستعمال برنامج ImageJ/Fiji في نفس المنطقة الورقية التي تمت معاينتها بواسطة المطياف الإشعاعي.

تراوحت نسبة الإصابة المحلية بين 0 و63.89 %. وأظهرت النتائج وجود ارتباطات طيفية معنوية مع شدة الإصابة في المجال المرئي ومنطقة الحافة الحمراء (red edge) والأشعة تحت الحمراء القريبة، مع أقصى ارتباط موجب حول 685 نانومتر، وعلاقة سالبة واضحة بين 717 و1000 نانومتر. واستمرت هذه العلاقات بعد أخذ تأثير الشجرة والكلوروز في الحسبان، وكذلك عند الاقتصار على الأوراق المصابة فقط.

فسرت أول مركبتين من تحليل المكونات الرئيسية (PCA) نسبة 98.82 % من التباين الطيفي. كما سمح نموذج الانحدار بالمربعات الصغرى الجزئية(PLSR) ، الذي تم تقييمه باستعمال التحقق المتقاطع من نوعleave-one-tree-out ، بتقدير جزئي لشدة الإصابة، حيث بلغ معامل التحديدR^2 = 0.401 ، والجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأRMSE = 13.98 % ، ومعامل ارتباط سبيرمان 0.622. وأكد اختبار التبديل داخل الأشجار وجود علاقة غير عشوائية بين الإصابة والطيف (p = 0.0005) في المقابل، لم يكن من الممكن التنبؤ بالكلوروز بصورة موثوقة.

تمثل هذه النتائج دليلاً أولياً على جدوى استخدام VIS–NIR في التوصيف الكمي للإصابة بـ *Parlatoria ziziphi*. ومع ذلك، يبقى من الضروري التحقق من هذه النتائج مستقبلاً باستعمال أعداد أكبر من العينات، وفي عدة مواقع وفترات مختلفة، قبل التفكير في أي تطبيق عملي على مستوى البساتين.

الكلمات المفتاحية: *Parlatoria ziziphi*؛ *Citrus sinensis*؛ القياس الطيفي الإشعاعيVIS–NIR ؛ تحليل الصور؛PLSR ؛ الزراعة الدقيقة.

Résumé

Parlatoria ziziphi (Lucas, 1853) est une cochenille à bouclier des agrumes dont la petite taille et la distribution hétérogène compliquent la surveillance en verger. Cette étude avait pour objectif d'évaluer le potentiel de la spectroradiométrie visible–proche infrarouge (VIS–NIR), associée à l'analyse quantitative d'images, pour caractériser et estimer l'intensité locale de l'infestation des feuilles d'oranger par ce ravageur. Quarante-cinq feuilles de *Citrus sinensis* var. Thomson, provenant de neuf arbres, ont été étudiées. Cinq acquisitions spectrales ont été réalisées par feuille avec un JETI SPECTRAVAL 1501-NIR, puis normalisées par rapport à une référence blanche. Les analyses ont porté sur 551 bandes comprises entre 450 et 1000 nm. L'infestation par *P. ziziphi* et la chlorose ont été quantifiées sous ImageJ/Fiji dans la même région foliaire que celle observée par le spectroradiomètre. L'infestation locale variait de 0 à 63,89 %. Des associations spectrales significatives avec l'intensité d'infestation ont été mises en évidence dans le visible, le red edge et le proche infrarouge, avec une association positive maximale autour de 685 nm et une relation négative marquée entre 717 et 1000 nm. Ces relations persistaient après prise en compte de l'effet de l'arbre et de la chlorose, ainsi que parmi les seules feuilles infestées. Les deux premières composantes de la PCA expliquaient 98,82 % de la variance spectrale. La régression PLS, évaluée par validation croisée leave-one-tree-out, a permis une estimation partielle de l'infestation avec un R^2 de 0,401, un RMSE de 13,98 % et une corrélation de Spearman de 0,622. Le test de permutation intra-arbre confirmait l'existence d'une relation non aléatoire entre infestation et spectre ($p = 0,0005$). À l'inverse, la chlorose n'a pas pu être prédite de manière robuste. Ces résultats constituent une première preuve de faisabilité de l'utilisation du VIS–NIR pour la caractérisation quantitative de *P. ziziphi*. Une validation sur des effectifs plus importants, plusieurs sites et différentes périodes demeure toutefois nécessaire avant toute application opérationnelle au verger.

Mots-clés : *Parlatoria ziziphi* ; *Citrus sinensis* ; spectroradiométrie VIS–NIR ; analyse d'image ; PLSR ; agriculture de précision.

Abstract

Parlatoria ziziphi (Lucas, 1853) is an armored scale insect of citrus whose small size and heterogeneous distribution make orchard monitoring difficult. This study aimed to evaluate the potential of visible–near-infrared (VIS–NIR) spectroradiometry combined with quantitative image analysis to characterize and estimate the local intensity of *P. ziziphi* infestation on orange leaves. Forty-five leaves of *Citrus sinensis* var. Thomson collected from nine trees were studied. Five spectral acquisitions were obtained from each leaf using a JETI SPECTRAVAL 1501-NIR and were subsequently normalized against a white reference. Analyses were performed on 551 spectral bands ranging from 450 to 1000 nm. *P. ziziphi* infestation and chlorosis were quantified with ImageJ/Fiji within the same leaf region observed by the spectroradiometer. Local infestation ranged from 0 to 63.89%. Significant spectral associations with infestation intensity were identified in the visible, red-edge, and near-infrared regions, with the strongest positive association around 685 nm and a marked negative relationship from 717 to 1000 nm. These relationships persisted after accounting for tree effects and chlorosis and when the analysis was restricted to infested leaves. The first two principal components explained 98.82% of the total spectral variance. Partial least squares regression, evaluated using leave-one-tree-out cross-validation, provided a partial quantitative estimate of infestation, with $R^2 = 0.401$, RMSE = 13.98%, and a Spearman correlation of 0.622. A within-tree permutation test supported a non-random relationship between infestation and spectral response ($p = 0.0005$). In contrast, chlorosis could not be robustly predicted. These findings provide an initial proof of feasibility for using VIS–NIR spectroradiometry to quantitatively characterize *P. ziziphi* infestation. Validation using larger sample sizes, multiple sites, and different sampling periods is nevertheless required before any operational application under orchard conditions.

Keywords: *Parlatoria ziziphi*; *Citrus sinensis*; VIS–NIR spectroradiometry; image analysis; PLSR; precision agriculture.

Remerciements

Au terme de ce travail, je remercie Dieu de m'avoir aidé à accomplir ce travail. Je tiens également à exprimer ma profonde gratitude à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce mémoire de fin d'études.

Je souhaite tout d'abord adresser mes sincères remerciements à mon encadrante Mme. Hadjira BENOUDNINE et à mon co-encadrant M. Zine Eddine LABDAOUI pour leur disponibilité, leurs précieux conseils, leur patience et leur accompagnement tout au long de ce travail. Leurs orientations scientifiques et leurs remarques constructives m'ont permis de surmonter les difficultés rencontrées et d'enrichir mes connaissances dans le domaine de la protection des végétaux et de l'agriculture de précision.

J'adresse également mes remerciements à mes enseignants du Master CUPAGIS de pour la qualité de la formation qu'ils m'ont dispensée et pour les connaissances acquises durant mon parcours universitaire.

Mes remerciements vont aussi à toutes les personnes qui m'ont apporté leur aide lors de la réalisation des expérimentations, notamment pendant la collecte des échantillons, les mesures spectrales et le traitement des données.

Je tiens également à remercier les membres du jury (M. Djamel MAHIOUT et M. Taher FARAH) qui ont accepté de consacrer leur temps à l'évaluation de ce travail. Leurs observations et leurs recommandations contribueront certainement à son amélioration.

Je souhaite exprimer toute ma reconnaissance à ma famille pour leur amour, leurs encouragements, leur patience et leur soutien moral tout au long de mes études. Leur confiance a toujours été pour moi une source de motivation et de persévérance.

Enfin, j'adresse mes sincères remerciements à mes amis et à mes collègues de promotion pour les moments partagés, leur entraide et leurs encouragements durant ces années d'études.

À toutes et à tous, merci.

Dédicace

C’est avec une immense joie, beaucoup d’amour et une profonde reconnaissance que je dédie ce modeste travail aux personnes les plus chères à mon cœur.

À mes chers parents,

À mon cher époux,

À Samy, mon plus précieux trésor,

À mon cher frère et à ma chère sœur,

À toute ma famille et à ma belle-famille,

À mes amis et à mes collègues de promotion,

À toutes les personnes qui ont cru en moi et m’ont encouragée à aller jusqu’au bout de ce parcours,

Liste des Abréviations

Abréviation ou code	Signification
Ar01–Ar09	Codes attribués aux neuf arbres échantillonnés.
Chl	Chlorose ; dans ce mémoire, il ne s'agit pas d'une mesure de la teneur en chlorophylle.
Chl_JETI_tissue_pct	Pourcentage de surface chlorotique rapporté au tissu végétal visible de la zone JETI, après exclusion de la surface occupée par *P. ziziphi*.
Chl_JETI_total_pct	Pourcentage de surface chlorotique rapporté à la surface totale de la zone JETI.
et al.	Et alii / et alia : « et les autres » ; abréviation utilisée dans les citations bibliographiques.
FI	Feuille fortement infestée ; classe visuelle historique.
Green_JETI_pct	Pourcentage résiduel estimé de tissu vert dans la zone JETI.
H	Feuille saine ; classe visuelle historique.
Leaf_ID	Identifiant unique de la feuille dans le jeu de données.
MI	Feuille moyennement infestée ; classe visuelle historique.
PC1 / PC2	Première / deuxième composante principale obtenue par PCA.
pct	Suffixe des noms de variables indiquant une valeur exprimée en pourcentage.
Pz	Parlatoria ziziphi ; code employé pour désigner l'occupation de surface par cette cochenille.
Pz_JETI_pct	Pourcentage de la surface de la zone JETI occupée par *P. ziziphi* ; principale variable quantitative d'infestation.
Pz_leaf_pct	Pourcentage de la surface totale du limbe foliaire occupée par *P. ziziphi*.

Abréviation ou code	Signification
Rrel	Rapport radiométrique relatif à la référence blanche, sans unité ; ne correspond pas à une réflectance absolue certifiée.
sp.	Espèce non précisée, après le nom d'un genre biologique (ex. : Citrus sp.).
Tree_ID	Identifiant de l'arbre d'origine de la feuille.
var.	Variété, dans la désignation botanique d'une plante.
WR01–WR09	Codes des références blanches associées respectivement aux arbres Ar01 à Ar09 (WR : white reference).

Liste des sigles et acronymes

Sigle / acronyme	Développement et signification
CC BY	Creative Commons Attribution : licence de réutilisation avec attribution de l'auteur.
CV	Coefficient de variation.
CWT	Continuous Wavelet Transform : transformation en ondelettes continues.
EPPO	European and Mediterranean Plant Protection Organization : désignation anglaise de l'OEPP.
FAO	Food and Agriculture Organization of the United Nations : Organisation des Nations unies pour l'alimentation et l'agriculture.
FAOSTAT	Base de données statistiques de la FAO.
Fiji	Fiji Is Just ImageJ : distribution du logiciel ImageJ dédiée à l'analyse d'images.
HSB	Hue, Saturation, Brightness : teinte, saturation et luminosité.
HSV	Hue, Saturation, Value : teinte, saturation et valeur (luminosité).
LS-SVM	Least-Squares Support Vector Machines : machines à vecteurs de support aux moindres carrés.
MAE	Mean Absolute Error : erreur absolue moyenne.
ML	Machine Learning : apprentissage automatique.
MSC	Multiplicative Scatter Correction : correction multiplicative de la diffusion.
NIR	Near-Infrared : proche infrarouge.
OEPP	Organisation européenne et méditerranéenne pour la protection des plantes.
PCA	Principal Component Analysis : analyse en composantes principales (ACP).

Sigle / acronyme	Développement et signification
PCR	Principal Component Regression : régression sur composantes principales.
PLS	Partial Least Squares : moindres carrés partiels.
PLSR	Partial Least Squares Regression : régression par moindres carrés partiels.
PTFE	Polytétrafluoroéthylène ; matériau de la référence blanche.
RGB	Red, Green, Blue : rouge, vert et bleu, canaux d'une image couleur.
RMSE	Root Mean Square Error : racine de l'erreur quadratique moyenne.
RMSEP	Root Mean Square Error of Prediction : racine de l'erreur quadratique moyenne de prédiction.
ROI	Region of Interest : région d'intérêt délimitée sur une image.
RRMSE	Relative Root Mean Square Error : erreur quadratique moyenne relative (sous forme de racine).
SAM	Spectral Angle Mapper : mesure de la différence de forme entre deux spectres par un angle spectral.
SID	Spectral Information Divergence : divergence d'information spectrale.
SNV	Standard Normal Variate : normalisation centrée-réduite individuelle des spectres.
SPAD	Soil Plant Analysis Development : désignation associée à un indice de verdure foliaire mesuré par un chlorophyllomètre.
SWIR	Short-Wave Infrared : infrarouge à ondes courtes.
VIP	Variable Importance in Projection : importance des variables dans la projection (modèle PLSR).
VIS	Visible : domaine spectral visible.

Liste des figures

Figure 1. Aspect de *Parlatoria ziziphi* sur agrume. (A) Colonisation d'une feuille par la cochenille ; (B) comparaison des boucliers mâle (en haut) et femelle (en bas) ; (C) population dense de *P. ziziphi*. Source : adaptée de Xi et al. (2025), Figure 1, licence CC BY 4.0. 10

Figure 2. Schéma simplifié du cycle biologique de *Parlatoria ziziphi*. Chez la femelle, le développement comprend les stades œuf, larve mobile, premier et deuxième stades larvaires, jeune femelle puis femelle adulte. Chez le mâle, le développement comporte en plus une prépupe, une pupe et un adulte ailé. Source : schéma établi d'après Iparraguirre et al. (2004) et Jendoubi et al. (2021). 11

Figure 3. Schéma conceptuel des effets de l'infestation par *Parlatoria ziziphi* sur la feuille. La chlorose constitue une manifestation biologique associée à l'infestation, sans représenter nécessairement une mesure strictement proportionnelle de la charge en *P. ziziphi*. Source : schéma conceptuel établi d'après Washington et Walker (1990), Cockfield et al. (1987) et Miller et Davidson (2005). 15

Figure 4. Spectre électromagnétique montrant la position de la lumière visible (VIS) et des différentes régions de l'infrarouge. Source : Lowe et al. (2017), figure 1, reproduite sans modification sous licence CC BY 4.0. 20

Figure 5. Représentation schématique d'une coupe transversale de feuille montrant les principales structures anatomiques et les interactions du rayonnement lumineux avec les tissus foliaires, notamment l'absorption, la réflexion et la transmission. Source : Liew et al. (2008), figure 1, reproduite sous licence CC BY 3.0. 21

Figure 6. Spectre typique d'une végétation saine entre 400 et 1000 nm, montrant la région du *red edge* (690–740 nm) (Lowe et al., 2017) licence CC BY 4.0. 23

Figure 7. Variations de la réflectance foliaire de chrysanthèmes et de gerberas en réponse à des infestations par des acariens, des thrips et des aleurodes. Les réponses spectrales partiellement similaires illustrent la difficulté d'identifier précisément le ravageur responsable à partir des seules mesures spectrales. Source : Nansen et al. (2021) 26

Figure 8. Exemples de feuilles d'oranger appartenant aux trois classes visuelles historiques utilisées lors de l'échantillonnage : (A) H, feuille saine ; (B) MI, feuille moyennement infestée ; (C) FI, feuille fortement infestée. 53

Figure 9. Dispositif expérimental utilisé pour les acquisitions spectroradiométriques. (A) Vue supérieure montrant le JETI SPECTRAVAL 1501-NIR positionné au-dessus de l'ouverture de mesure. (B) Vue intérieure de la chambre recouverte de matériau sombre, montrant le support de la feuille et la source lumineuse introduite latéralement. 55

Figure 10. Distribution de l'infestation et de la chlorose selon les classes visuelles historiques. (A) Proportion de la zone JETI occupée par *Parlatoria ziziphi* (Pz_JETI_pct). (B) Proportion de la zone JETI occupée par du tissu chlorotique (Chl_JETI_total_pct). Les points représentent les feuilles individuelles. 68

Figure 11. Relation entre l'intensité locale de l'infestation par *Parlatoria ziziphi* (Pz_JETI_pct) et la chlorose (Chl_JETI_total_pct) pour les 45 feuilles. Les classes visuelles historiques H, MI et FI sont distinguées ; la feuille Ar02_MI02, caractérisée par une chlorose particulièrement élevée, est indiquée. 69

Figure 12. Signatures spectrales moyennes Rrel des feuilles selon les classes visuelles historiques H, MI et FI, entre 450 et 1000 nm. 71

Figure 13. Associations entre l'intensité locale d'infestation et les signatures spectrales. (A) Coefficient de Spearman entre Pz_JETI_pct et Rrel après prise en compte de Tree_ID et de Chl_JETI_total_pct, pour les 45 feuilles. (B) Association entre Pz_JETI_pct et Rrel après prise en compte de Tree_ID, limitée aux 33 feuilles infestées (MI + FI). 72

Figure 14. Analyse en composantes principales des signatures spectrales Rrel entre 450 et 1000 nm. (A) Projection des 45 feuilles selon les classes visuelles historiques H, MI et FI. (B) Même espace factoriel représenté selon le gradient quantitatif de Pz_JETI_pct. 73

Figure 15. Relation entre les valeurs observées et prédites de Pz_JETI_pct obtenues par PLSR avec validation leave-one-tree-out imbriquée. La ligne en pointillés représente l'égalité entre les valeurs observées et prédites. 74

Figure 16. Importance des variables (VIP) du modèle PLSR final de prédiction de l'infestation. La ligne horizontale indique le seuil VIP = 1. 75

Liste des tableaux

Tableau 1. Exemples d'applications de la spectroradiométrie et de l'imagerie hyperspectrale à la détection et à la quantification d'insectes ravageurs 30

Tableau 2. Synthèse du contrôle qualité des acquisitions spectrales. 66

Tableau 3. Distribution de l'infestation et de la chlorose selon les classes visuelles historiques. 68

Tableau 4. Comparaison des performances prédictives des modèles PLSR de l'infestation et de la chlorose. 76

Tableau 5. Synthèse des analyses complémentaires de robustesse. 76

Table des matières

الملخص I

Résumé II

Abstract III

Remerciements IV

Dédicace V

Liste des Abréviations VI

Liste des sigles et acronymes VIII

Liste des figures X

Liste des tableaux XII

Table des matières XIII

Introduction Générale 1

Partie I Bibliographique 5

Chapitre I. *Parlatoria ziziphi* : bioécologie, dégâts et enjeux de surveillance sur agrumes 6

1.1. Introduction 6

1.2. Importance de l'agrumiculture et principaux bioagresseurs 6

1.2.1. Importance de l'agrumiculture 6

1.2.2. Principaux bioagresseurs des agrumes 7

1.3. *Parlatoria ziziphi* : systématique, morphologie et biologie 8

1.3.1. Position systématique et répartition géographique 8

1.3.2. Morphologie et identification de *Parlatoria ziziphi* 9

1.3.3. Cycle biologique et développement 10

1.4. Bioécologie et distribution de l'infestation 12

1.4.1. Organes hôtes et sites de colonisation 12

1.4.2. Distribution spatiale dans la canopée et facteurs influençant l'infestation 12

1.5. Dégâts provoqués par *Parlatoria ziziphi* 13

1.5.1. Dégâts directs et conséquences agronomiques 13

1.5.2. Altérations foliaires, chlorose et conséquences physiologiques 14
1.6. Surveillance et gestion de *Parlatoria ziziphi* 15
1.6.1. Méthodes conventionnelles de surveillance et d'évaluation de l'infestation 16
1.6.2. Principes de gestion et de protection intégrée de *Parlatoria ziziphi* 16
1.6.3. Limites des méthodes conventionnelles et intérêt des approches instrumentales et quantitatives 17
Chapitre II. Spectroradiométrie VIS–NIR et détection des stress biotiques des plantes 19
2.1. Introduction 19
2.2. Bases de la spectroradiométrie appliquée aux végétaux 19
2.2.1. Rayonnement électromagnétique et domaine VIS–NIR 19
2.3. Signature spectrale d'une feuille saine 22
2.3.1. Domaine visible et rôle des pigments foliaires 22
2.3.2. Red edge et proche infrarouge : sensibilité à l'état physiologique de la feuille 22
2.4. Effets des stress sur les signatures spectrales 24
2.4.1. Réponse spectrale générale au stress végétal 24
2.4.2. Stress biotiques et spécificité du signal spectral 25
2.5. Applications de la spectroradiométrie à la détection des insectes ravageurs 26
2.5.1. Détection de la présence d'un ravageur 27
2.5.2. Discrimination des niveaux d'infestation 28
2.5.3. Estimation quantitative de la densité ou de la sévérité de l'infestation 29
2.6. Du spectroradiomètre au capteur de terrain 32
2.6.1. Capteurs proximaux, hyperspectraux et multispectraux 32
2.5.2. Applications en agriculture de précision 33
2.5.3. Limites du passage des conditions contrôlées au terrain 34
2.7. Conclusion 35
Chapitre III. Quantification par analyse d'image et analyse chimiométrique des données spectrales 36
3.1. Introduction 36

3.2. Quantification de l'intensité des dégâts ou infestations 36
3.2.1. Incidence, sévérité et charge d'infestation 36
3.2.2. Limites des échelles visuelles et intérêt d'une variable quantitative continue 37
3.3. Analyse numérique d'image 38
3.3.1. Principe de la segmentation et des régions d'intérêt 38
3.3.2. ImageJ/Fiji comme outil de quantification 39
3.3.3. Espaces colorimétriques et segmentation HSB 40
3.4. Correspondance spatiale entre analyse d'image et mesure spectrale 41
3.5. Nature statistique des données spectrales 42
3.5.1. Haute dimension et colinéarité des longueurs d'onde 43
3.5.2. Prétraitement des données spectrales 44
3.6. Analyse en composantes principales (PCA) 45
3.7. Régression par moindres carrés partiels (PLSR) 46
3.8. Validation des modèles et évaluation de leur robustesse 47
3.9. Synthèse bibliographique et positionnement de l'étude 48
3.10. Conclusion 50
Partie expérimentale 51
Chapitre I : Matériel et méthodes 52
1.1. Introduction 52
1.2. Matériel biologique et plan expérimental 52
1.2.1. Matériel végétal et échantillonnage 52
1.2.2. Organisation du plan expérimental 53
1.3. Dispositif et acquisition spectroradiométrique 54
1.3.1. Spectroradiomètre et chambre de mesure 54
1.3.2. Éclairage et géométrie de mesure 55
1.3.3. Référence blanche 55
1.3.4. Procédure d'acquisition 56
1.4. Traitement et contrôle des données spectrales 57

1.4.1. Contrôle de la répétabilité des mesures 57
1.4.2. Normalisation par la référence blanche 57
1.4.3. Agrégation des répétitions techniques 58
1.4.4. Domaine spectral retenu pour les analyses 58
1.5.1. Acquisition des images et définition des zones d'analyse 59
1.5.2. Quantification de l'infestation par *Parlatoria ziziphi* 59
1.5.3. Quantification de la chlorose 60
1.5.4. Proportion de tissu vert et variables retenues 61
1.6. Constitution du jeu de données et analyses statistiques et chimiométriques 61
1.6.1. Constitution du jeu de données analytique 61
1.6.2. Analyses descriptives de l'infestation et de la chlorose 62
1.6.3. Analyse des relations entre spectres et variables biologiques 62
1.6.4. Analyse en composantes principales 63
1.6.5. Modélisation PLSR de l'infestation 63
1.6.6. Validation du modèle PLSR 64
1.6.7. Identification des régions spectrales importantes 64
1.6.8. Modélisation de la chlorose 64
1.6.9. Environnement logiciel et reproductibilité 65
1.7. Analyses complémentaires de robustesse 65
Chapitre II : Résultats 66
2.1. Introduction 66
2.2. Contrôle qualité des acquisitions spectrales 66
2.3. Quantification de l'infestation et de la chlorose 67
2.3.1. Distribution quantitative de l'infestation 67
2.3.2. Distribution de la chlorose 67
2.4. Relation entre l'infestation et la chlorose 69
2.5. Réponse spectrale associée à l'infestation 70
2.5.1. Profils spectraux selon les classes d'infestation 70

2.5.2. Régions spectrales associées à l'infestation 71
2.5.4. Associations spectrales avec la chlorose 72
2.6. Analyse en composantes principales des signatures spectrales 72
2.7. Prédiction quantitative de l'infestation par PLSR 74
2.7.1. Performances du modèle de prédiction 74
2.7.2. Régions spectrales contribuant à la prédiction 75
2.8. Prédiction quantitative de la chlorose 75
2.9. Vérification de la robustesse des résultats 76
2.10. Conclusion 77
Chapitre III : Discussion 78
3.1. Introduction 78
3.2. Fiabilité du protocole et intérêt de la quantification locale 78
3.3. Relation entre l'infestation et la chlorose 79
3.4. Modifications spectrales associées à l'infestation 79
3.5. Apport de l'analyse en composantes principales 81
3.6. Potentiel de prédiction quantitative de l'infestation par PLSR 81
3.7. Pourquoi la chlorose a-t-elle été moins bien prédite ? 82
3.8. Robustesse et limites de l'étude 83
3.9. Intérêt pour l'agriculture de précision et perspectives 84
Conclusion générale 86
Références bibliographiques 88

Introduction Générale

Introduction générale

Les agrumes figurent parmi les principales productions fruitières à l'échelle mondiale et occupent une place importante dans les systèmes agricoles méditerranéens. En Algérie, l'agrumiculture constitue une composante majeure de l'arboriculture fruitière, particulièrement dans les régions septentrionales du pays. Sa durabilité reste néanmoins conditionnée par de nombreuses contraintes, parmi lesquelles les bioagresseurs occupent une place importante en raison de leur diversité, de leur dynamique saisonnière et de leurs effets potentiels sur la vigueur des arbres, le rendement et la qualité commerciale des fruits (Tena & Garcia-Marí, 2011 ; Ali-Arous et al., 2023 ; Kazi-Tani, 2024). La nécessité d'améliorer leur surveillance s'inscrit ainsi pleinement dans les objectifs actuels de protection intégrée et d'agriculture de précision.

Parmi les ravageurs associés aux agrumes, les cochenilles à bouclier de la famille des Diaspididae présentent des caractéristiques biologiques qui compliquent leur détection et leur gestion : petite taille, fixation durable sur les organes végétaux, protection par un bouclier cireux et répartition souvent hétérogène dans la canopée. *Parlatoria ziziphi* (Lucas, 1853), communément appelée cochenille noire des agrumes, appartient à ce groupe et est bien établie dans les agroécosystèmes agrumicoles algériens. Elle peut coloniser les feuilles, les rameaux et les fruits et, lorsque les populations deviennent importantes, être associée à des décolorations foliaires, une chlorose, un affaiblissement des organes végétatifs et une dépréciation de la qualité commerciale des fruits (Haddad et al., 2019 ; Jendoubi et al., 2021 ; Mezerdi & Gacem, 2025).

La surveillance de *P. ziziphi* repose principalement sur l'inspection visuelle des organes et sur des prélèvements suivis de comptages. Ces approches demeurent indispensables pour confirmer la présence du ravageur et identifier ses différents stades, mais leur mise en œuvre devient exigeante lorsqu'un grand nombre d'arbres doit être suivi ou lorsque les observations doivent être répétées. Les classifications visuelles en niveaux d'infestation permettent de simplifier cette surveillance, mais elles transforment un gradient biologique continu en catégories et peuvent masquer une part de la variabilité réelle entre les échantillons (Bock et al., 2010 ; Bock et al., 2022). Le développement de méthodes complémentaires capables de caractériser l'état phytosanitaire de manière non destructive et quantitative constitue donc un enjeu important.

Les technologies optiques offrent des perspectives intéressantes dans ce contexte. La spectroradiométrie dans les domaines visible et proche infrarouge (VIS-NIR) exploite les variations de l'interaction entre le rayonnement électromagnétique et les tissus végétaux. Dans le visible, le signal dépend fortement des pigments photosynthétiques, tandis que le proche infrarouge est particulièrement influencé par la structure interne du limbe. Entre ces deux domaines, le red edge constitue une région très sensible aux modifications de l'état physiologique

de la végétation (Knipling, 1970 ; Féret et al., 2008 ; Ustin & Jacquemoud, 2020). Les stress biotiques susceptibles de modifier les pigments, la structure ou le fonctionnement physiologique de la feuille peuvent ainsi produire des changements détectables dans les signatures spectrales.

Plusieurs travaux menés sur des plantes infestées par des pucerons, des aleurodes, des thrips ou des acariens ont montré que les données hyperspectrales ou spectroradiométriques peuvent permettre de distinguer des plantes saines et infestées, de différencier certains niveaux d'attaque et, dans plusieurs cas, d'estimer quantitativement la densité ou la sévérité de l'infestation (Mirik et al., 2006 ; Nansen et al., 2021 ; Shukla et al., 2024 ; Saeidan et al., 2025). Ces réponses ne sont cependant ni universelles ni nécessairement spécifiques d'un ravageur : des stress différents peuvent affecter des propriétés foliaires communes et produire des modifications comparables du visible, du red edge ou du NIR. L'interprétation d'une signature spectrale nécessite donc de l'associer à une mesure biologique indépendante du phénomène étudié.

Cette difficulté est particulièrement importante dans le cas de *P. ziziphi*. L'infestation peut provoquer une chlorose susceptible d'altérer la signature optique du tissu végétal, mais les boucliers présents directement à la surface de la feuille peuvent également contribuer au signal enregistré. Par ailleurs, la chlorose ne constitue pas nécessairement une mesure instantanée ou proportionnelle de la surface occupée par la cochenille. Il est donc nécessaire de distinguer quantitativement l'occupation de la feuille par le ravageur de la réponse visible du tissu végétal et d'assurer une correspondance spatiale précise entre la zone mesurée par le capteur et la zone utilisée pour quantifier l'infestation.

À notre connaissance, la littérature disponible ne documente pas encore spécifiquement une approche combinant spectroradiométrie VIS-NIR, quantification numérique locale de la surface occupée par *Parlatoria ziziphi* sur feuille d'agrume et modélisation quantitative de cette infestation. Les travaux consacrés à cette espèce portent principalement sur sa taxonomie, sa bioécologie, sa dynamique de population et sa gestion, tandis que sa caractérisation spectrale demeure peu étudiée. Cette lacune justifie une première étude contrôlée visant à déterminer si l'intensité locale de l'infestation est effectivement associée à une information spectrale mesurable avant d'envisager toute transposition vers des outils de surveillance à l'échelle du verger.

La question scientifique centrale du présent travail peut dès lors être formulée ainsi : dans quelle mesure les signatures spectrales VIS-NIR de feuilles d'oranger permettent-elles de caractériser et d'estimer quantitativement l'intensité locale d'une infestation par *Parlatoria ziziphi* ?

Pour répondre à cette question, une approche combinant spectroradiométrie et analyse numérique d'image a été mise en place. Les feuilles ont été étudiées à l'aide d'un

spectroradiomètre JETI SPECTRAVAL 1501-NIR, tandis que l'infestation par *P. ziziphi* et la chlorose ont été quantifiées sous ImageJ/Fiji dans la même région foliaire que celle ayant contribué au signal spectral. Cette stratégie vise à établir une correspondance directe entre la mesure optique et l'état biologique local de la feuille.

Objectif général

L'objectif général de cette étude est d'évaluer le potentiel de la spectroradiométrie VIS-NIR, associée à l'analyse quantitative d'images, pour caractériser et estimer l'intensité locale de l'infestation des feuilles d'oranger par *Parlatoria ziziphi*.

Plus spécifiquement, l'étude vise à : (i) quantifier indépendamment l'infestation et la chlorose dans la région observée par le spectroradiomètre ; (ii) caractériser les modifications des signatures VIS-NIR associées au gradient d'infestation ; (iii) identifier les régions spectrales les plus fortement associées à cette variation ; (iv) examiner si les relations entre infestation et spectre persistent lorsque la chlorose et la variabilité entre arbres sont prises en considération ; et (v) évaluer, au moyen d'approches chimiométriques et d'une validation réalisée au niveau de l'arbre, la possibilité d'estimer quantitativement l'intensité locale de l'infestation à partir des données spectrales.

Hypothèses de travail

Trois hypothèses principales sont testées. H1 : l'intensification de l'occupation foliaire par *P. ziziphi* est associée à des modifications mesurables de la signature VIS-NIR et ces modifications ne sont pas distribuées aléatoirement entre les longueurs d'onde. H2 : l'association entre infestation et réponse spectrale ne dépend pas exclusivement de la chlorose visible et demeure détectable lorsque celle-ci est prise en compte. H3 : la structure multivariée des spectres contient suffisamment d'information pour permettre une estimation quantitative de l'intensité locale de l'infestation sur des feuilles provenant d'un arbre non utilisé pour l'ajustement du modèle.

Organisation du mémoire

Le présent mémoire est structuré en deux parties principales. La première partie, bibliographique, comprend trois chapitres consacrés à la bioécologie de *Parlatoria ziziphi*, aux principes et applications de la spectroradiométrie VIS–NIR, ainsi qu'aux méthodes de quantification des infestations et d'analyse des données spectrales. La deuxième partie, expérimentale, comprend également trois chapitres : le premier présente le matériel et les méthodes utilisés, le deuxième expose les résultats obtenus et le troisième est consacré à leur discussion et à leur interprétation. Enfin, une conclusion générale résume les principaux résultats de l'étude et présente les perspectives de recherche.

Partie I

Bibliographique

Chapitre I. *Parlatoria ziziphi* : bioécologie, dégâts et enjeux de surveillance sur agrumes

1.1. Introduction

Les agrumes occupent une place importante dans l'arboriculture fruitière, mais leur production est confrontée à plusieurs ravageurs, parmi lesquels figurent les cochenilles. *Parlatoria ziziphi*, communément appelée cochenille noire des agrumes, constitue l'un de ces ravageurs. Ce chapitre présente les principales caractéristiques biologiques et écologiques de cette espèce, sa répartition, les dégâts qu'elle provoque sur les agrumes, ainsi que les méthodes utilisées pour sa surveillance et sa gestion.

1.2. Importance de l'agrumiculture et principaux bioagresseurs

1.2.1. Importance de l'agrumiculture

Les agrumes constituent l'un des groupes de cultures fruitières les plus largement cultivés à l'échelle mondiale. Ils sont produits dans plus de 140 pays et regroupent principalement les oranges, mandarines, citrons, limes, pamplemousses et pomelos. Parmi ces productions, l'orange occupe une place prépondérante et représente plus de la moitié de la production mondiale d'agrumes (FAO, 2026). Cette importance s'explique à la fois par la consommation des fruits frais et par leur transformation en jus, concentrés et autres produits dérivés, faisant de la filière agrumicole un secteur agricole et agroalimentaire majeur (Ladaniya, 2023 ; Beshara et al., 2024).

Dans le Bassin méditerranéen, les conditions climatiques sont globalement favorables à la culture des agrumes, ce qui explique leur forte implantation dans plusieurs pays d'Afrique du Nord. En Algérie, l'agrumiculture constitue une composante importante de l'arboriculture fruitière, particulièrement dans les régions du nord du pays. Des données FAOSTAT rapportées par Ali-Arous et al. (2023) faisaient état d'environ 67 000 ha consacrés aux agrumes pour une production annuelle dépassant 1,5 million de tonnes. Les principales zones de production sont concentrées dans les plaines et régions littorales ou sublittorales, où l'oranger et le mandarinier occupent une place importante. Des travaux récents soulignent toutefois que la durabilité de cette production est confrontée à différentes contraintes, parmi lesquelles le déficit hydrique, le changement climatique ainsi que les maladies et ravageurs des agrumes (Ali-Arous et al., 2023 ; Kazi-Tani, 2024).

La pérennité et la productivité des vergers agrumicoles dépendent ainsi non seulement de la gestion des ressources, mais également d'une surveillance phytosanitaire efficace. La diversité

des organismes nuisibles susceptibles d'affecter les feuilles, les rameaux ou les fruits justifie le développement de méthodes de détection et de suivi permettant une identification plus précoce et une meilleure caractérisation de l'état sanitaire des arbres.

1.2.2. Principaux bioagresseurs des agrumes

Les vergers d'agrumes sont exposés à un complexe diversifié d'arthropodes phytophages dont la composition et l'importance relative varient selon les régions, les espèces cultivées, les conditions climatiques et les pratiques de gestion. Dans le Bassin méditerranéen, les principaux groupes rencontrés comprennent notamment les mouches des fruits, les pucerons, les cochenilles, les aleurodes, les mineuses foliaires, les thrips et les acariens. Parmi les espèces historiquement considérées comme importantes figurent la mouche méditerranéenne des fruits *Ceratitis capitata* Wiedemann, la cochenille rouge de Californie *Aonidiella aurantii* (Maskell), les pucerons *Aphis spiraecola* Patch et *Aphis gossypii* Glover, la mineuse des agrumes *Phyllocnistis citrella* Stainton ainsi que différentes espèces de cochenilles et d'acariens (Tena & Garcia-Marí, 2011). L'importance relative de ces organismes n'est toutefois pas uniforme dans l'ensemble du Bassin méditerranéen et peut évoluer dans le temps.

Les cochenilles occupent toutefois une place particulière parmi les ravageurs des agrumes. Elles comprennent notamment des Pseudococcidae, Coccidae et Diaspididae, dont plusieurs espèces peuvent coloniser durablement les feuilles, rameaux et fruits. Les Diaspididae, ou cochenilles à bouclier, constituent une famille particulièrement diversifiée d'insectes phytophages comprenant plus de 2 700 espèces décrites ; environ 116 espèces ont été signalées sur des espèces ou hybrides du genre Citrus à travers le monde (Dao et al., 2023). Plusieurs Diaspididae figurent parmi les ravageurs économiquement importants des vergers d'agrumes, notamment *Aonidiella aurantii*, différentes espèces de Lepidosaphes et de Parlatoria.

Cette importance des cochenilles à bouclier est également liée à leur mode de vie. Une fois fixés sur l'organe végétal, les stades sessiles sont protégés par un bouclier cireux et peuvent former des populations importantes sur une surface relativement limitée. Leur présence prolongée sur les organes aériens peut entraîner des dommages directs sur la plante et affecter la qualité commerciale des fruits. Parmi ces Diaspididae associés aux agrumes, la cochenille noire *Parlatoria ziziphi* (Lucas) constitue un ravageur particulièrement pertinent dans les régions méditerranéennes et fait l'objet du présent travail.

1.3. *Parlatoria ziziphi* : systématique, morphologie et biologie

1.3.1. Position systématique et répartition géographique

Parlatoria ziziphi (Lucas, 1853), communément appelée cochenille noire des agrumes ou « black parlatoria scale », est un insecte piqueur-suceur appartenant à l'ordre des Hemiptera, au sous-ordre des Sternorrhyncha et à la famille des Diaspididae. Cette famille regroupe les cochenilles dites « à bouclier », caractérisées par la formation d'une couverture protectrice séparée du corps de l'insecte. L'espèce appartient au genre Parlatoria et son nom actuellement accepté est *Parlatoria ziziphi* (Lucas, 1853) (EPPO, 2026 ; García Morales et al., 2016). Les travaux taxonomiques récents la désignent également sous la combinaison Hemiptera : Coccomorpha : Diaspididae (Jendoubi et al., 2021).

L'espèce a été initialement décrite par Lucas en 1853 sous le nom de *Coccus ziziphi*, à partir de matériel collecté sur Ziziphus. Plusieurs autres appellations ont ensuite été utilisées dans la littérature, notamment *Chermes aurantii, Parlatoreopsis ziziphi* et différentes graphies de *Parlatoria ziziphi*. Ces dénominations sont aujourd'hui considérées comme des synonymes ou des combinaisons historiques, tandis que *P. ziziphi* constitue le nom valide retenu par les principales bases taxonomiques internationales (García Morales et al., 2016). Il est intéressant de signaler que *Chermes aurantii*, aujourd'hui placé en synonymie avec *P. ziziphi*, avait été décrit à partir de matériel provenant de Blida, en Algérie, sur Citrus sp., ce qui témoigne de la présence ancienne de cette cochenille dans les régions agrumicoles algériennes.

La classification simplifiée de l'espèce peut être présentée comme suit :

Rang taxonomique	Classification
Règne	Animalia
Embranchement	Arthropoda
Classe	Insecta
Ordre	Hemiptera
Sous-ordre	Sternorrhyncha
Groupe	Coccomorpha
Famille	Diaspididae
Genre	Parlatoria
Espèce	*Parlatoria ziziphi* (Lucas, 1853)

D'après la base mondiale de l'Organisation européenne et méditerranéenne pour la protection des plantes (OEPP/EPPO), *P. ziziphi* présente actuellement une vaste distribution géographique. Sa présence est rapportée dans de nombreux pays d'Afrique, d'Asie et d'Europe, ainsi que dans

certaines régions des Amériques et du Pacifique. Elle est notamment signalée dans plusieurs pays du Bassin méditerranéen, parmi lesquels l'Algérie, le Maroc, la Libye, l'Égypte, l'Espagne, le Portugal, la France, l'Italie, la Grèce, Chypre et la Türkiye. Cette distribution étendue est cohérente avec son statut de ravageur important des agrumes dans différentes régions tropicales, subtropicales et méditerranéennes (EPPO, 2026 ; Jendoubi et al., 2021).

En Algérie, la présence de *P. ziziphi* est confirmée par plusieurs observations et travaux entomologiques. L'EPPO considère actuellement l'espèce comme présente dans le pays et cite notamment l'inventaire des cochenilles des agrumes réalisé dans la Mitidja par Aroua et al. (2019). Des études conduites dans le nord de l'Algérie, notamment dans la région de Tizi Ouzou, ont également étudié sa distribution sur différents agrumes, dont le citronnier, le clémentinier ainsi que les orangers Thomson et Washington. Ces travaux confirment que *P. ziziphi* fait partie des Diaspididae établis dans les agroécosystèmes agrumicoles algériens (Aroua et al., 2019 ; Haddad et al., 2019).

1.3.2. Morphologie et identification de *Parlatoria ziziphi*

Parlatoria ziziphi présente un dimorphisme marqué entre les femelles et les mâles, particulièrement visible au niveau du bouclier protecteur. Chez la femelle adulte, le bouclier est généralement noir, aplati et de forme subrectangulaire à ovale, avec des angles arrondis (Figure 1). Sa longueur est de l'ordre de 1,25 à 2,0 mm. La majeure partie de sa coloration noire correspond à l'exuvie du deuxième stade larvaire, tandis que l'exuvie du premier stade est située vers l'extrémité antérieure. Une étroite bordure cireuse blanchâtre peut être observée autour du bouclier, particulièrement dans sa partie postérieure. Deux, parfois trois, crêtes longitudinales peuvent également être visibles sur sa surface (Miller & Davidson, 2005 ; Jendoubi et al., 2021).

Le bouclier du mâle se distingue plus facilement par sa forme allongée et sa coloration blanche à gris blanchâtre. Il mesure approximativement 0,8 à 1,0 mm de longueur et porte à son extrémité antérieure l'exuvie sombre du premier stade larvaire. Cette différence de coloration entre les boucliers mâles et femelles constitue l'un des caractères les plus pratiques pour reconnaître les deux sexes directement sur les organes infestés. Les populations peuvent ainsi présenter simultanément de petits boucliers blanchâtres correspondant aux mâles et des boucliers noirs plus larges correspondant aux femelles (Jendoubi et al., 2021 ; Mezerdi & Gacem, 2025).

L'identification de terrain repose principalement sur l'aspect caractéristique des boucliers, mais l'identification certaine au niveau spécifique peut nécessiter l'examen microscopique de femelles adultes montées sur lame. Parmi les caractères diagnostiques de *P. ziziphi* figurent notamment la présence d'un lobe membraneux caractéristique de chaque côté de la région

céphalique, décrit comme « en forme d'oreille », ainsi que plusieurs caractères du pygidium, des pores périvulvaires et des macroducts. Ces structures permettent notamment de distinguer *P. ziziphi* d'autres espèces proches du genre Parlatoria susceptibles de se rencontrer sur agrumes (Miller & Davidson, 2005 ; García Morales et al., 2016).

La distinction des stades immatures peut être plus délicate en conditions de terrain. Pour cette raison, Jendoubi et al. (2021) ont développé un guide illustré décrivant l'apparence des différents stades mâles et femelles de *P. ziziphi* sur agrumes. Ces auteurs soulignent que l'identification correcte des stades constitue un élément important aussi bien pour la surveillance des populations que pour le choix du moment d'intervention, certains stades étant plus accessibles aux méthodes de lutte que les femelles protégées sous leur bouclier.

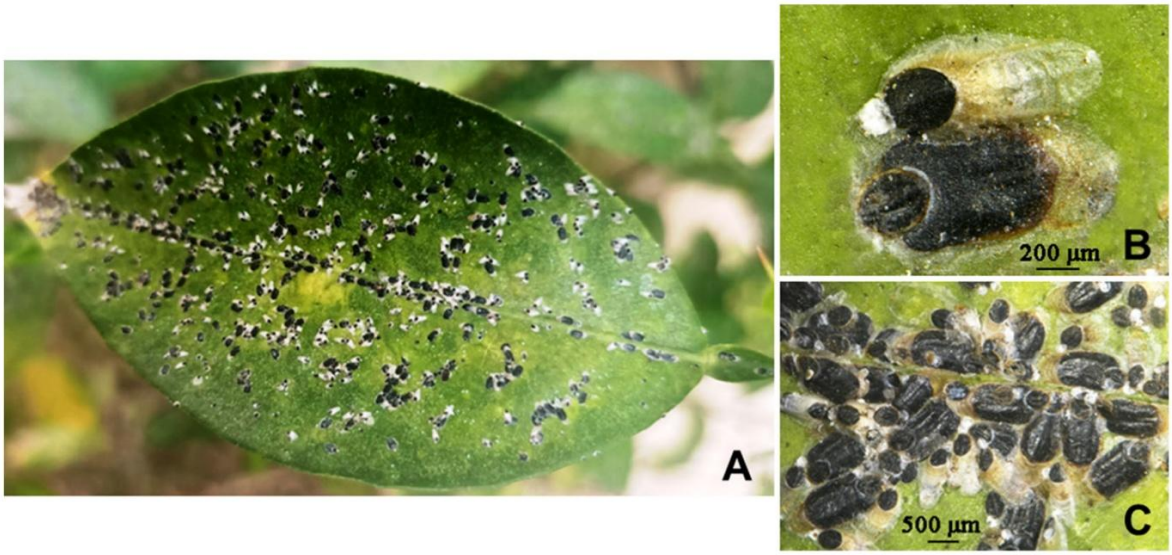


Figure 1. Aspect de *Parlatoria ziziphi* sur agrume. (A) Colonisation d'une feuille par la cochenille ; (B) comparaison des boucliers mâle (en haut) et femelle (en bas) ; (C) population dense de *P. ziziphi*. Source : adaptée de Xi et al. (2025), Figure 1, licence CC BY 4.0.

1.3.3. Cycle biologique et développement

Le cycle biologique de *Parlatoria ziziphi* présente un dimorphisme marqué entre les sexes (Figure 2). Après l'éclosion, les individus passent par des stades juvéniles avant d'atteindre la maturité. Chez la femelle, le développement comprend l'œuf, deux stades larvaires successifs puis la femelle adulte, qui demeure sessile sous son bouclier. Le développement du mâle est plus complexe : après les deux premiers stades larvaires apparaissent une prépupe puis une pupe, avant l'émergence d'un adulte ailé. Cette différence de développement explique la coexistence, au sein d'une même population, de formes morphologiquement très différentes et constitue un élément important pour l'identification des différents stades en conditions de terrain (Iparraguirre et al., 2004 ; Jendoubi et al., 2021).

La durée du cycle dépend fortement des conditions environnementales, en particulier de la température. Des travaux réalisés en conditions contrôlées ont montré que l'augmentation de la température, dans une gamme favorable au développement de l'espèce, raccourcit sensiblement la durée du cycle et améliore plusieurs paramètres démographiques. En Tunisie, le développement total des femelles approchait quatre mois à 20 °C contre environ deux mois à 24 °C. Dans les mêmes conditions, la fécondité moyenne passait de 26 ± 3,5 œufs par femelle à 20 °C à 47,47 ± 1,5 œufs à 24 °C, tandis que la survie était également plus élevée à cette dernière température. Ces résultats montrent que les performances biologiques de *P. ziziphi* sont fortement conditionnées par le régime thermique (Jendoubi, 2011).

Cette influence des conditions environnementales se traduit également par des variations saisonnières de l'abondance des populations. En Algérie, un suivi réalisé entre 2021 et 2024 dans des vergers d'agrumes de Kadiria, dans la wilaya de Bouira, a montré une relation significative entre la température et la dynamique de *P. ziziphi*. Les populations étaient davantage représentées pendant les périodes caractérisées par des températures modérées, alors que les fortes températures estivales étaient associées à une augmentation de la mortalité, particulièrement chez les stades immatures. Sur les feuilles d'oranger étudiées, deux générations principales ont été distinguées, l'une hivernale et l'autre printanière (Mezerdi & Gacem, 2025).

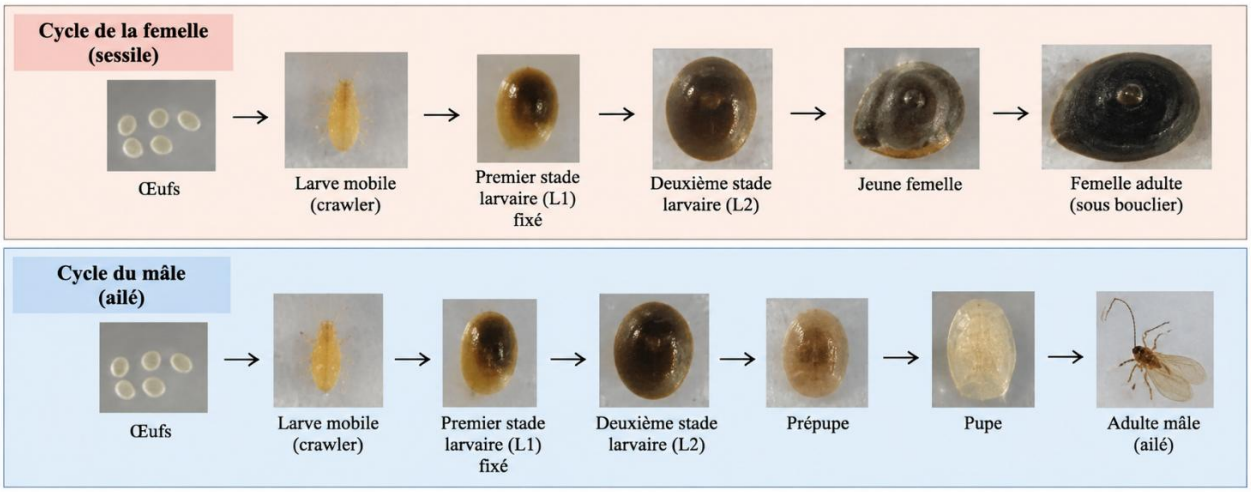


Figure 2. Schéma simplifié du cycle biologique de *Parlatoria ziziphi*. Chez la femelle, le développement comprend les stades œuf, larve mobile, premier et deuxième stades larvaires, jeune femelle puis femelle adulte. Chez le mâle, le développement comporte en plus une prépupe, une pupe et un adulte ailé. Source : schéma établi d'après Iparraguirre et al. (2004) et Jendoubi et al. (2021).

1.4. Bioécologie et distribution de l'infestation

1.4.1. Organes hôtes et sites de colonisation

Parlatoria ziziphi est principalement associée aux agrumes, plusieurs espèces et hybrides du genre Citrus étant considérés comme des hôtes majeurs. L'OEPP/EPPO cite notamment *Citrus sinensis, C. reticulata, C. limon* et le pamplemoussier parmi les principaux hôtes de l'espèce. Sur l'arbre, la cochenille peut coloniser l'ensemble des parties aériennes, notamment les feuilles, les rameaux, les branches et les fruits, ce qui explique que sa présence puisse affecter simultanément la vigueur végétative et la qualité commerciale des fruits (EPPO, 2026 ; Haddad et al., 2019).

La répartition entre les différents organes n'est cependant pas uniforme. Dans six vergers d'agrumes étudiés pendant deux années dans la région de Tizi Ouzou, Haddad et al. (2019) ont observé une nette préférence des femelles vivantes pour les feuilles. La densité moyenne atteignait 2,44 individus par feuille contre seulement 0,233 individu par rameau, soit une abondance environ dix fois supérieure sur les feuilles. Cette tendance a été observée dans l'ensemble des six vergers, comprenant citronnier, clémentinier et oranger. Pendant la période où les fruits mûrs étaient présents, les auteurs ont également relevé une densité moyenne plus élevée sur les feuilles que sur les fruits, bien que ces derniers puissent eux aussi être fortement colonisés (Haddad et al., 2019).

La localisation des individus varie également à l'échelle d'une même feuille. Dans les vergers algériens étudiés par Haddad et al. (2019), environ 65 % des femelles vivantes étaient observées sur la face supérieure du limbe contre environ 35 % sur la face inférieure. Cette préférence pour la face supérieure était significative dans cinq des six vergers étudiés, bien que son intensité varie au cours de l'année. Des observations indépendantes réalisées à Tlemcen sur les variétés Thomson et Portugaise ont conduit à une conclusion similaire : la face supérieure des feuilles était systématiquement plus infestée que la face inférieure pour les deux variétés étudiées (Taibi et al., 2016 ; Haddad et al., 2019).

Dans le contexte du présent travail, cette préférence pour les feuilles justifie leur utilisation comme unité biologique pour l'étude spectroradiométrique. La présence de *P. ziziphi* n'étant toutefois pas homogène sur le limbe, une mesure limitée à une petite zone foliaire doit être associée à une quantification de l'infestation sur cette même zone afin d'éviter de confondre le niveau global d'infestation de la feuille avec celui réellement observé par le capteur.

1.4.2. Distribution spatiale dans la canopée et facteurs influençant l'infestation

La répartition de *Parlatoria ziziphi* au sein d'un arbre n'est pas homogène. La densité des populations peut varier selon la position des organes dans la canopée, leur orientation, la plante-

hôte et la période de l'année. Cette hétérogénéité spatiale constitue un élément important de la bioécologie de l'espèce, car elle influence directement la représentativité des observations réalisées lors des opérations d'échantillonnage et de surveillance phytosanitaire (Haddad et al., 2019 ; Aroua et al., 2020).

La dynamique temporelle constitue un autre facteur majeur. Dans la Mitidja, Aroua et al. (2020) ont observé trois périodes d'activité correspondant aux poussées de sève printanière, estivale et automnale, avec un calendrier légèrement différent entre Rouiba et Oued El Alleug. Plus récemment, à Kadiria dans la wilaya de Bouira, Mezerdi et Gacem (2025) ont montré que les fluctuations de population sur oranger et mandarinier étaient significativement associées à la température. Les températures modérées favorisaient l'installation et le développement des populations, alors que les fortes températures estivales étaient associées à une mortalité plus élevée, en particulier chez les stades immatures. Ces résultats confirment que la structure spatiale observée à un moment donné doit être replacée dans la dynamique saisonnière du ravageur (Aroua et al., 2020 ; Mezerdi & Gacem, 2025).

Ainsi, l'intensité d'infestation observée sur une feuille ou dans une portion de canopée ne peut pas être automatiquement extrapolée à l'ensemble de l'arbre. La variabilité entre orientations, positions dans le couvert, variétés et périodes d'observation justifie un échantillonnage réparti sur plusieurs arbres et plusieurs organes lorsqu'il s'agit de caractériser les populations de *P. ziziphi*. Elle souligne également l'intérêt, dans une étude spectrale réalisée à l'échelle foliaire, d'associer le signal mesuré à l'infestation réellement présente dans la zone examinée plutôt qu'à une appréciation globale de l'état de l'arbre.

1.5. Dégâts provoqués par *Parlatoria ziziphi*

1.5.1. Dégâts directs et conséquences agronomiques

Les dommages provoqués par *Parlatoria ziziphi* résultent de la fixation durable des individus sur les organes aériens des agrumes et de leur alimentation aux dépens des tissus végétaux. Lorsque les populations deviennent importantes, la présence de nombreuses cochenilles peut être associée à un affaiblissement général de l'arbre, au dessèchement de certaines parties aériennes et, dans les situations d'infestation sévère, à une sénescence et une chute prématurées des feuilles et des fruits. Les symptômes et leur intensité dépendent toutefois du niveau d'infestation et de l'organe colonisé (Miller & Davidson, 2005 ; Haddad et al., 2019).

Les fruits constituent un compartiment particulièrement sensible du point de vue économique. Les boucliers restent fortement fixés à leur surface et altèrent leur aspect extérieur, notamment

leur coloration et leur homogénéité visuelle. Haddad et al. (2019) soulignent que cette dépréciation est aggravée par la difficulté à éliminer complètement les cochenilles lors des opérations de nettoyage des fruits. Ainsi, même lorsqu'un fruit demeure consommable, une infestation importante peut réduire sa valeur commerciale en raison des défauts externes visibles, ce qui confère à *P. ziziphi* une importance particulière pour les productions destinées au marché du fruit frais.

Les conséquences de l'infestation ne semblent cependant pas limitées à l'apparence externe des fruits. En Algérie, Belguendouz et al. (2011) ont étudié l'effet de *P. ziziphi* sur des clémentines produites dans la Mitidja et ont mis en évidence des relations entre le niveau d'infestation et plusieurs caractéristiques physicochimiques des fruits. Les auteurs rapportent notamment des modifications concernant certains éléments minéraux, la vitamine C, la matière sèche, l'acidité ainsi que plusieurs caractéristiques commerciales telles que la couleur, la texture, la brillance, la taille, le poids et les propriétés du jus. Ces observations suggèrent qu'une infestation importante peut affecter simultanément la présentation externe et certains paramètres de qualité interne des fruits.

1.5.2. Altérations foliaires, chlorose et conséquences physiologiques

L'infestation par *Parlatoria ziziphi* peut entraîner des modifications visibles du limbe foliaire, en particulier des décolorations, des ponctuations ou stries jaunâtres et, lorsque les populations deviennent importantes, une sénescence prématurée suivie d'une chute des feuilles. Ces symptômes accompagnent généralement une diminution de la vigueur de la plante et peuvent devenir particulièrement marqués lorsque de nombreuses cochenilles colonisent simultanément une même surface foliaire. La chlorose constitue ainsi l'une des manifestations visuelles couramment associées aux infestations de *P. ziziphi*, sans pour autant représenter le seul type de dommage provoqué par l'insecte (Miller & Davidson, 2005 ; Haddad et al., 2019 ; Abdel-Aziz et al., 2022).

Les mécanismes responsables de ces altérations sont encore insuffisamment caractérisés spécifiquement chez *P. ziziphi*. Les connaissances acquises chez d'autres Diaspididae permettent néanmoins de mieux comprendre les conséquences potentielles de leur alimentation. Contrairement à de nombreux insectes suceurs exploitant principalement les tissus vasculaires, les cochenilles à bouclier introduisent leurs stylets dans les tissus végétaux et peuvent atteindre les cellules du parenchyme. Chez *Aonidiella aurantii* sur agrumes, l'étude histologique des tissus infestés a montré que les trajets des stylets traversaient et se terminaient majoritairement dans les cellules du parenchyme palissadique et spongieux des feuilles ; des cellules endommagées étaient

également observées autour des trajets des stylets, probablement sous l'effet de substances salivaires diffusant dans les tissus voisins (Washington & Walker, 1990 ; Sadof & Neal, 1993).

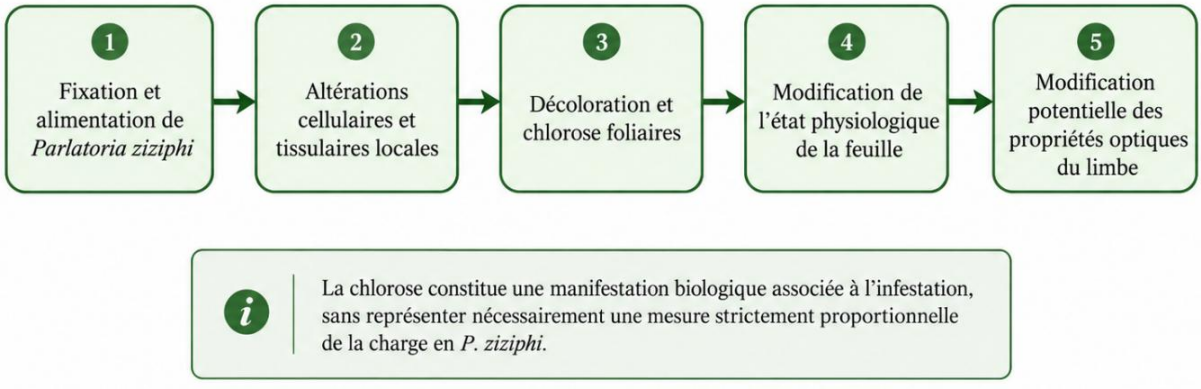


Figure 3. Schéma conceptuel des effets de l'infestation par *Parlatoria ziziphi* sur la feuille. La chlorose constitue une manifestation biologique associée à l'infestation, sans représenter nécessairement une mesure strictement proportionnelle de la charge en *P. ziziphi*. Source : schéma conceptuel établi d'après Washington et Walker (1990), Cockfield et al. (1987) et Miller et Davidson (2005).

Dans le cas particulier de *P. ziziphi*, les sources disponibles décrivent clairement l'apparition de zones jaunâtres et de décolorations autour des sites d'alimentation, mais les relations quantitatives entre densité de cochenilles, perte de chlorophylle et diminution de l'activité photosynthétique restent beaucoup moins documentées. De plus, l'intensité d'une chlorose observée à un moment donné peut dépendre non seulement du nombre d'individus présents, mais aussi de la durée de l'attaque, du stade des cochenilles et de l'état physiologique initial de la feuille. Il convient donc de considérer la chlorose comme une manifestation biologique associée à l'infestation plutôt que comme une mesure directe et systématiquement proportionnelle de la charge en *P. ziziphi* (Figure 3) (Miller & Davidson, 2005 ; Washington & Walker, 1990).

1.6. Surveillance et gestion de *Parlatoria ziziphi*

La gestion de *Parlatoria ziziphi* repose d'abord sur une détection correcte du ravageur et sur la connaissance de l'évolution de ses populations dans le verger. Cette surveillance est particulièrement importante chez les Diaspididae en raison de leur petite taille, de leur fixation durable sur les organes végétaux, de la coexistence de plusieurs stades de développement et de leur distribution hétérogène dans la canopée. La localisation préférentielle des populations sur certains organes ou certaines parties de l'arbre doit ainsi être prise en compte lors de l'échantillonnage afin d'obtenir une estimation représentative du niveau d'infestation (Haddad et al., 2019 ; Jendoubi et al., 2021).

1.6.1. Méthodes conventionnelles de surveillance et d'évaluation de l'infestation

La surveillance conventionnelle de *P. ziziphi* repose principalement sur l'inspection visuelle des organes aériens et sur l'échantillonnage périodique de feuilles, rameaux et, selon la période, de fruits. Les boucliers noirs caractéristiques des femelles adultes peuvent être observés directement sur les organes infestés, notamment sur les feuilles et les fruits. Leur petite taille, leur caractère sessile et leur coloration sombre peuvent toutefois rendre leur détection difficile lorsque les densités sont faibles ou lorsque les individus se confondent avec le fond végétal. Une inspection attentive des différentes parties de la plante reste donc nécessaire pour détecter les infestations précoces (Miller & Davidson, 2005 ; Jendoubi et al., 2021).

Les suivis de populations reposent généralement sur des prélèvements répétés au cours du temps, suivis d'un dénombrement des individus présents sur les organes collectés. Dans la Mitidja, Aroua et al. (2020) ont ainsi suivi le cycle de *P. ziziphi* pendant une année par comptages périodiques réalisés sur les feuilles et les rameaux d'orangers et de clémentiniers. Cette approche permet d'établir les fluctuations saisonnières des populations, de distinguer les principales périodes d'activité et d'examiner l'effet de facteurs tels que la variété, la région ou l'orientation dans la canopée. Elle nécessite toutefois une répétition régulière des observations afin de tenir compte de la forte variabilité temporelle des populations.

La fiabilité de ces observations dépend toutefois d'une identification correcte de l'espèce et de ses différents stades. Les stades immatures de *P. ziziphi* peuvent notamment être confondus avec ceux d'autres espèces proches du genre Parlatoria. Afin de faciliter leur reconnaissance lors des prospections phytosanitaires, Jendoubi et al. (2021) ont proposé un guide illustré permettant d'identifier sur le terrain les principaux stades mâles et femelles sans recourir systématiquement à une expertise taxonomique approfondie. L'association d'un échantillonnage représentatif, d'une observation régulière et d'une identification correcte constitue ainsi la base des méthodes conventionnelles de surveillance de *P. ziziphi*.

1.6.2. Principes de gestion et de protection intégrée de *Parlatoria ziziphi*

La lutte chimique demeure l'un des moyens utilisés lorsque les populations atteignent des niveaux importants. Plusieurs substances ont été évaluées contre *P. ziziphi*. Au Maroc, l'application de spirotetramat dans un verger d'orangers Valencia Late a entraîné une mortalité importante des stades larvaires et des femelles, montrant l'efficacité potentielle d'un insecticide systémique contre différentes phases de développement. Des huiles minérales ont également été utilisées contre les cochenilles des agrumes et servent encore de référence dans certains essais consacrés à *P. ziziphi*. Leur action repose principalement sur le contact avec les individus présents

sur les organes traités. Le choix d'un produit et de sa période d'application doit toutefois être raisonné en fonction de la réglementation locale, de la phénologie du ravageur et de ses effets possibles sur les organismes auxiliaires (Assouguem et al., 2021 ; Abdel-Aziz et al., 2022).

La lutte biologique constitue une composante particulièrement intéressante de la gestion de *P. ziziphi*. Plusieurs Hyménoptères parasitoïdes sont associés à cette cochenille, principalement parmi les Aphelinidae. Une synthèse récente recense dix espèces de parasitoïdes associées à *P. ziziphi* dans différentes régions du monde, dont plusieurs espèces des genres *Aphytis* et *Encarsia* (Xi et al., 2025). *Encarsia citrina* a notamment été signalée comme ennemi naturel de l'espèce dans plusieurs pays. En Égypte, *Aphytis melinus* a fait l'objet d'élevages de masse et de lâchers augmentatifs dans des vergers d'agrumes, avec établissement du parasitoïde et augmentation du parasitisme de *P. ziziphi* dans plusieurs sites expérimentaux (Abd-Rabou, 2009). Ces observations soulignent le potentiel des parasitoïdes dans les programmes de lutte biologique contre les Diaspididae.

La gestion durable de *P. ziziphi* doit donc s'inscrire dans une logique de protection intégrée associant surveillance des populations, connaissance de la phénologie, choix raisonné des interventions et préservation des ennemis naturels. Cette démarche suppose notamment d'éviter les traitements systématiques susceptibles de perturber les populations de parasitoïdes et de privilégier des interventions ciblées lorsque le suivi du verger les justifie. La connaissance de la localisation préférentielle du ravageur dans l'arbre, de ses périodes d'activité et de ses stades de développement constitue dès lors une base essentielle pour améliorer l'efficacité des mesures de gestion tout en réduisant leur impact sur l'agroécosystème (Haddad et al., 2019 ; Jendoubi & Suma, 2021 ; Mezerdi & Gacem, 2025).

1.6.3. Limites des méthodes conventionnelles et intérêt des approches instrumentales et quantitatives

Les méthodes conventionnelles d'observation et de comptage demeurent indispensables pour confirmer la présence de *Parlatoria ziziphi*, identifier ses différents stades et suivre directement les populations dans les vergers. Elles présentent néanmoins plusieurs contraintes lorsqu'elles doivent être appliquées à un grand nombre d'arbres ou répétées fréquemment au cours de la saison. L'échantillonnage doit notamment tenir compte de la distribution hétérogène du ravageur entre les organes, les différentes parties de la canopée et les périodes de l'année. La petite taille des individus et la nécessité d'examiner parfois les prélèvements sous loupe binoculaire rendent par ailleurs ces opérations relativement exigeantes en temps et en main-d'œuvre (Haddad et al., 2019 ; Jendoubi et al., 2021 ; Mezerdi & Gacem, 2025).

Une autre limite concerne la transformation d'une observation visuelle en mesure quantitative de l'intensité d'un dommage ou d'une infestation. Les évaluations basées sur des classes de sévérité sont simples et rapides, mais elles réduisent une variation biologique continue à un nombre limité de catégories. Plus généralement, les travaux consacrés à l'évaluation visuelle des dommages végétaux montrent que la précision peut varier selon l'observateur, son expérience, la formation reçue et la distribution spatiale des symptômes. L'utilisation d'échelles standardisées et la formation des évaluateurs améliorent fortement ces estimations, mais elles ne suppriment pas totalement leur composante subjective (Bock et al., 2010 ; Bock et al., 2022).

Cependant, les approches reposant uniquement sur des images visibles restent principalement dépendantes de symptômes ou de structures déjà perceptibles dans le domaine RGB. Les capteurs optiques exploitant plusieurs bandes spectrales offrent une information complémentaire en mesurant les variations de l'interaction entre le rayonnement et les tissus végétaux. Les méthodes multispectrales et hyperspectrales sont ainsi de plus en plus étudiées pour la détection, la discrimination ou la quantification de différents stress végétaux et peuvent être utilisées de manière non destructive, depuis l'échelle de l'organe jusqu'à celle du couvert végétal (Bock et al., 2020).

Dans cette perspective, l'étude des propriétés spectrales des feuilles infestées représente une étape préalable à l'élaboration de méthodes de détection instrumentale. Avant d'envisager une application à l'échelle d'un arbre ou d'un verger, il est nécessaire de déterminer, dans des conditions contrôlées, si l'infestation produit effectivement une modification mesurable de la signature optique de la feuille et quelles régions du spectre sont les plus informatives. La spectroradiométrie dans les domaines visible et proche infrarouge constitue l'une des approches permettant d'examiner cette relation.

1.6. Conclusion

Parlatoria ziziphi représente un ravageur important des agrumes en raison de sa capacité à coloniser différents organes et à provoquer des dommages pouvant affecter la qualité des fruits et l'état sanitaire des arbres. Sa répartition souvent hétérogène et les limites des observations visuelles rendent nécessaire le développement de méthodes complémentaires de surveillance. Dans ce contexte, les techniques spectrales constituent une approche intéressante pour étudier les modifications associées à l'infestation.

Chapitre II. Spectroradiométrie VIS–NIR et détection des stress biotiques des plantes

2.1. Introduction

La spectroradiométrie constitue une méthode d'analyse permettant d'étudier les propriétés optiques des végétaux et leurs modifications sous l'effet de différents stress. Elle présente ainsi un intérêt pour la surveillance de l'état sanitaire des cultures. Ce chapitre expose les principes de la spectroradiométrie dans les domaines visible et proche infrarouge (VIS–NIR), les caractéristiques spectrales des feuilles et leurs variations en présence de stress biotiques. Il présente également les principales applications de cette technique à la détection des insectes ravageurs et ses perspectives en agriculture de précision.

2.2. Bases de la spectroradiométrie appliquée aux végétaux

2.2.1. Rayonnement électromagnétique et domaine VIS–NIR

Le domaine visible, ou VIS, s'étend approximativement de 400 à 700 nm et correspond aux longueurs d'onde perceptibles par l'œil humain. Il est couramment subdivisé en régions bleue, verte et rouge. Chez les végétaux, ce domaine est particulièrement influencé par les pigments foliaires, notamment les chlorophylles et les caroténoïdes, dont les propriétés d'absorption déterminent une grande partie de la forme de la signature spectrale dans le visible. Les modèles décrivant les propriétés optiques des feuilles confirment notamment l'influence dominante des pigments photosynthétiques sur l'absorption du rayonnement dans cette région spectrale (Féret et al., 2008 ; Ustin & Jacquemoud, 2020).

Au-delà du rouge commence le domaine du proche infrarouge, ou NIR. Ses limites exactes peuvent différer selon les disciplines et les instruments considérés, mais la région débutant approximativement autour de 700 nm est particulièrement importante pour l'étude de la végétation. Contrairement au domaine visible, où l'absorption pigmentaire joue un rôle majeur, la réponse des feuilles dans le proche infrarouge dépend fortement de la diffusion du rayonnement au sein de leur structure interne, notamment des interfaces entre cellules et espaces intercellulaires du mésophylle. Une feuille verte saine présente ainsi généralement une faible réflectance dans une grande partie du visible et une augmentation importante du signal lors du passage vers le proche infrarouge (Knipling, 1970 ; Ustin & Jacquemoud, 2020).

La spectroradiométrie consiste ainsi à mesurer la distribution du rayonnement en fonction de la longueur d'onde avec une résolution spectrale suffisamment fine pour caractériser différentes

régions du spectre. L'obtention d'une signature comprenant de nombreuses bandes contiguës permet d'étudier des variations spectrales qui peuvent rester difficilement perceptibles lorsqu'une observation est limitée à quelques bandes plus larges (Ustin & Jacquemoud, 2020 ; Singh et al., 2020).

La lumière visible ne représente qu'une petite partie du spectre électromagnétique. Au-delà du rouge se trouve le domaine du proche infrarouge (NIR), invisible à l'œil humain, mais mesurable à l'aide d'instruments adaptés. La Figure 4 présente les principales régions du spectre électromagnétique et permet de situer les domaines utilisés en spectroradiométrie végétale.

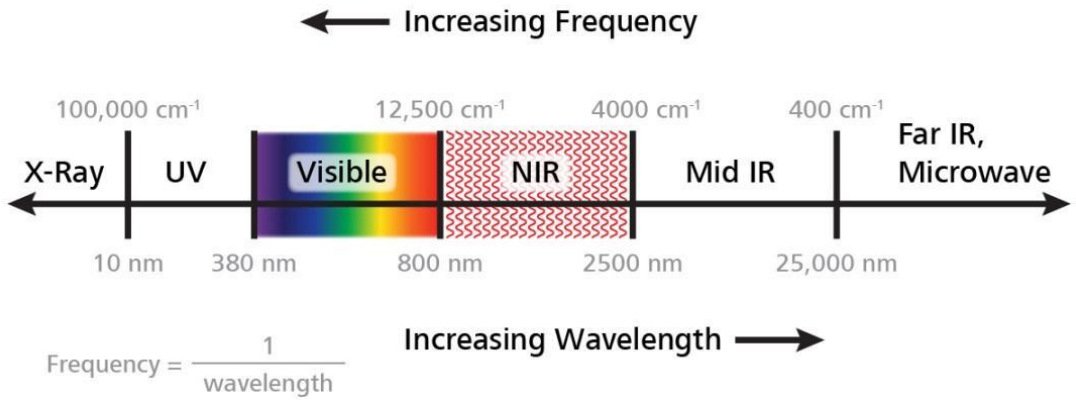


Figure 4. Spectre électromagnétique montrant la position de la lumière visible (VIS) et des différentes régions de l'infrarouge. Source : Lowe et al. (2017), figure 1, reproduite sans modification sous licence CC BY 4.0.

2.2.2. Interaction du rayonnement avec une feuille : absorption, réflexion et transmission

Lorsqu'un rayonnement électromagnétique atteint une feuille, son énergie peut être répartie entre trois processus principaux : une partie est absorbée par les constituants du tissu végétal, une autre est réfléchie vers l'extérieur et le reste est transmis à travers la feuille. À une longueur d'onde donnée, ces trois fractions constituent les principales composantes du bilan radiatif foliaire. Leur importance relative varie fortement selon la longueur d'onde et selon les propriétés biochimiques et structurales de la feuille, ce qui est à l'origine de sa signature spectrale caractéristique (Jacquemoud & Baret, 1990 ; Ustin & Jacquemoud, 2020).

L'absorption correspond à la fraction du rayonnement interceptée par les molécules présentes dans le tissu foliaire. Dans le domaine visible, elle est principalement gouvernée par les pigments photosynthétiques, tandis que d'autres constituants, notamment l'eau et la matière sèche, deviennent particulièrement importants à des longueurs d'onde plus élevées. Ainsi, une modification de la concentration ou de l'état de ces constituants peut modifier la quantité d'énergie absorbée et, par conséquent, les fractions réfléchie et transmise par la feuille (Féret et al., 2008 ; Ustin & Jacquemoud, 2020).

La réflexion ne correspond pas uniquement à un renvoi du rayonnement par la surface externe du limbe. Une fraction importante du signal réfléchi résulte de phénomènes de diffusion successifs à l'intérieur du tissu, particulièrement au niveau des interfaces entre cellules et espaces intercellulaires. Cette diffusion interne devient dominante dans le proche infrarouge, où l'absorption par les pigments est faible. L'organisation du mésophylle, l'épaisseur foliaire, la présence d'espaces intercellulaires et, plus généralement, l'architecture interne de la feuille influencent ainsi fortement son comportement optique dans cette région (Knipling, 1970 ; Ollinger, 2011).

Les quantités mesurées dépendent enfin de la géométrie d'illumination et d'observation. La réflectance peut notamment prendre des significations différentes selon que le rayonnement incident et le rayonnement observé sont considérés dans des directions précises ou intégrés sur un ensemble d'angles. Cette distinction est importante lors de la comparaison de mesures obtenues avec des dispositifs ou des références différents, car deux mesures réalisées sur un même objet peuvent ne pas représenter exactement la même grandeur radiométrique si les conditions géométriques diffèrent (Schaepman-Strub et al., 2006).

Lorsqu'un rayonnement lumineux atteint une feuille, une partie est réfléchie vers l'extérieur, une autre est absorbée par les tissus foliaires et le reste est transmis à travers la feuille. La proportion de rayonnement associée à chacun de ces trois phénomènes dépend notamment de la longueur d'onde, des pigments et de la structure interne de la feuille. Ces interactions sont illustrées dans la Figure 5.

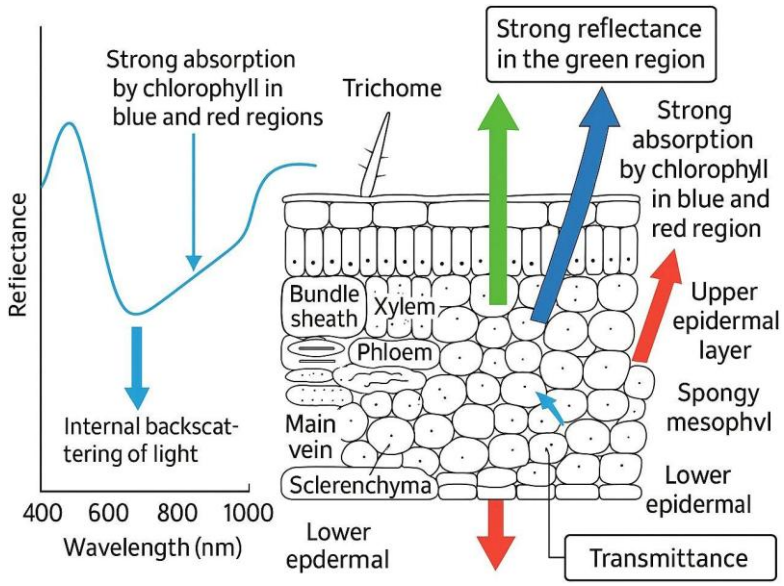


Figure 5. Représentation schématique d'une coupe transversale de feuille montrant les principales structures anatomiques et les interactions du rayonnement lumineux avec les tissus foliaires, notamment l'absorption, la réflexion et la transmission. Source : Liew et al. (2008), figure 1, reproduite sous licence CC BY 3.0.

2.3. Signature spectrale d'une feuille saine

2.3.1. Domaine visible et rôle des pigments foliaires

Dans le domaine visible, compris approximativement entre 400 et 700 nm, les propriétés optiques d'une feuille sont principalement déterminées par ses pigments. Les chlorophylles a et b exercent l'influence dominante, auxquelles s'ajoutent les caroténoïdes et, selon l'espèce, l'âge ou l'état physiologique de la feuille, d'autres pigments tels que les anthocyanes. La présence, la concentration relative et l'état de ces pigments modifient la fraction du rayonnement absorbée et expliquent une grande partie de la forme de la signature spectrale d'une feuille verte dans le visible (Blackburn, 2007 ; Féret et al., 2008 ; Wong, 2023).

Les chlorophylles absorbent fortement le rayonnement dans les régions bleue et rouge du spectre. Une feuille verte présente ainsi généralement une faible réflectance dans le bleu, autour de 400–500 nm, ainsi que dans le rouge, particulièrement dans la zone voisine de 650–690 nm. À l'inverse, l'absorption chlorophyllienne est plus faible dans la région verte, ce qui entraîne un maximum relatif de réflectance autour de 550 nm et explique en grande partie la couleur verte perçue par l'œil humain. Chez une végétation saine, la réflectance dans le visible reste néanmoins globalement faible par rapport à celle observée dans le proche infrarouge (Blackburn, 2007 ; Ustin & Jacquemoud, 2020 ; Singh et al., 2020).

La signature spectrale du domaine visible constitue ainsi un indicateur indirect de l'état pigmentaire du tissu végétal. Une diminution de la teneur en chlorophylle ou une modification du rapport entre pigments peut entraîner une réduction de l'absorption dans certaines régions et donc une modification de la réflectance foliaire. Cette sensibilité explique pourquoi le visible est largement utilisé pour étudier la sénescence, les carences nutritionnelles et différents stress biotiques ou abiotiques susceptibles d'altérer les pigments photosynthétiques. L'interprétation de ces modifications doit néanmoins rester prudente, car des causes physiologiques différentes peuvent produire des réponses spectrales comparables dans cette région (Blackburn, 2007 ; Wong, 2023).

2.3.2. Red edge et proche infrarouge : sensibilité à l'état physiologique de la feuille

Le red edge (Figure 6) correspond à la transition spectrale rapide située entre la forte absorption du rayonnement rouge par les pigments chlorophylliens et l'augmentation marquée de la réponse foliaire dans le proche infrarouge. Ses limites varient légèrement selon les auteurs et les applications, mais cette région est généralement située approximativement entre 680 et 750 nm. Elle se caractérise par une forte augmentation de la réflectance sur un intervalle spectral

relativement étroit et constitue l'un des traits les plus caractéristiques de la signature optique de la végétation verte (Horler et al., 1983 ; Gitelson & Merzlyak, 1996).

La forme du red edge résulte de l'interaction entre deux mécanismes qui dominent de part et d'autre de cette transition. Aux longueurs d'onde les plus courtes, l'absorption par les chlorophylles demeure importante, tandis qu'elle diminue rapidement lorsque la longueur d'onde augmente. Parallèlement, l'influence de la diffusion du rayonnement par la structure interne du limbe devient progressivement dominante à l'approche du proche infrarouge. Le red edge traduit ainsi simultanément des propriétés pigmentaires et structurales de la feuille, ce qui explique sa forte sensibilité aux changements de son état physiologique (Horler et al., 1983 ; Ustin & Jacquemoud, 2020).

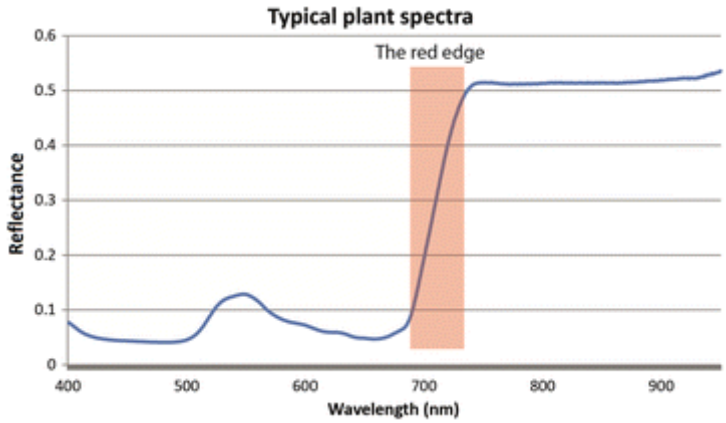


Figure 6. Spectre typique d'une végétation saine entre 400 et 1000 nm, montrant la région du *red edge* (690–740 nm) (Lowe et al., 2017) licence CC BY 4.0.

Dans le proche infrarouge, approximativement au-delà de 750 nm dans le domaine couvert ici, la réponse foliaire est dominée par la diffusion du rayonnement dans le mésophylle et par l'organisation des interfaces entre cellules et espaces intercellulaires. Une modification de l'épaisseur, de la structure interne ou de l'état hydrique du tissu peut donc affecter cette partie du spectre. La bande d'absorption de l'eau proche de 970 nm est relativement faible par rapport aux bandes situées au-delà de 1000 nm, mais elle reste observable dans certaines mesures foliaires. Le NIR apporte ainsi une information principalement structurale et, dans une moindre mesure sur la plage étudiée, hydrique, complémentaire de l'information pigmentaire du visible et du red edge (Knipling, 1970 ; Ollinger, 2011 ; Ustin & Jacquemoud, 2020).

Cette sensibilité ne signifie cependant pas que les modifications du red edge permettent, à elles seules, d'identifier la cause précise d'un stress. Des contraintes biologiques ou environnementales différentes peuvent provoquer des diminutions de chlorophylle ou des modifications structurales comparables et conduire à des réponses spectrales partiellement similaires. Le red edge doit donc être interprété comme une région particulièrement sensible à l'état du végétal, mais non comme

une signature spécifique d'un agent de stress donné. Son intérêt réside surtout dans son intégration avec d'autres régions du spectre et avec des informations biologiques indépendantes afin d'améliorer l'interprétation des changements observés (Lowe et al., 2017 ; Lassalle, 2021).

2.4. Effets des stress sur les signatures spectrales

Les plantes sont exposées à de nombreux facteurs de stress, d'origine biotique ou abiotique, susceptibles d'altérer leur fonctionnement physiologique et leur structure. Les stress biotiques comprennent notamment les attaques d'insectes, les agents pathogènes et certains autres organismes nuisibles, tandis que les stress abiotiques incluent entre autres le déficit hydrique, les températures extrêmes, la salinité ou les déséquilibres nutritionnels. Bien que leur origine diffère, plusieurs de ces contraintes peuvent affecter des processus communs tels que la photosynthèse, la concentration en pigments, l'état hydrique ou l'intégrité des tissus. Ces modifications peuvent à leur tour modifier les propriétés optiques des feuilles et être détectées par des méthodes spectrales (Mahlein, 2016 ; Lassalle, 2021).

2.4.1. Réponse spectrale générale au stress végétal

Dans le domaine visible, l'une des réponses les plus fréquemment observées chez les feuilles stressées est une modification de l'absorption liée aux pigments photosynthétiques. Une diminution de la concentration en chlorophylle ou une dégradation des pigments peut réduire l'absorption du rayonnement et entraîner une augmentation de la réflectance dans certaines parties du visible. Dans une étude portant sur huit agents de stress et six espèces végétales, Carter (1993) a ainsi observé une augmentation systématique de la réflectance visible chez les feuilles stressées, avec une sensibilité particulièrement importante dans les régions 535–640 nm et 685–700 nm. Cette réponse n'était toutefois pas spécifique d'un agent de stress donné, plusieurs contraintes différentes produisant des modifications spectrales comparables (Carter, 1993).

Les modifications pigmentaires peuvent également affecter la transition entre le rouge et le proche infrarouge. Une diminution de chlorophylle, une sénescence accélérée ou une perturbation du fonctionnement photosynthétique peuvent modifier l'amplitude ou la position du red edge. Parallèlement, lorsque le stress entraîne des altérations anatomiques ou structurales du limbe, les phénomènes de diffusion interne responsables d'une grande partie de la réponse NIR peuvent eux aussi être modifiés. La réponse spectrale d'une plante stressée résulte donc généralement de plusieurs mécanismes simultanés plutôt que de la modification isolée d'une seule région spectrale (Blackburn, 2007 ; Mahlein et al., 2018 ; Lassalle, 2021).

Une difficulté majeure réside dans le fait que des stress d'origines différentes peuvent produire des réponses physiologiques similaires et affecter les mêmes régions du spectre. Une augmentation de la réflectance dans le visible, une modification du red edge ou un changement dans le NIR ne permettent donc pas, à eux seuls, d'attribuer avec certitude le signal à un organisme ou à une contrainte particulière. Une méta-revue portant sur 466 publications consacrées au suivi hyperspectral des stress végétaux souligne précisément que la discrimination entre stress produisant des effets similaires sur les plantes constitue l'un des principaux défis pour le développement de méthodes robustes. L'interprétation doit par conséquent privilégier l'ensemble de la signature spectrale, le contexte biologique et, lorsque cela est possible, des mesures indépendantes décrivant le stress étudié (Lassalle, 2021).

2.4.2. Stress biotiques et spécificité du signal spectral

La nature de la réponse dépend fortement du mode d'action du bioagresseur. Un insecte piqueur-suceur, un insecte défoliateur et un agent pathogène ne provoquent pas nécessairement les mêmes altérations du tissu végétal. Cependant, des mécanismes différents peuvent aboutir à des conséquences physiologiques communes, telles qu'une diminution de la chlorophylle, une chlorose, une perturbation de la photosynthèse ou une modification de la structure foliaire. Plusieurs stress distincts peuvent ainsi affecter les mêmes régions du visible, du red edge ou du NIR et produire des signatures partiellement similaires. Cette convergence constitue l'une des principales difficultés lorsqu'il s'agit de passer de la simple détection d'un état anormal à l'identification du stress responsable (Mahlein, 2016 ; Lassalle, 2021).

Cette difficulté a été illustrée expérimentalement pour les arthropodes ravageurs. Nansen et al. (2021) ont comparé, sur chrysanthème et gerbera, des plantes non infestées à des plantes infestées par des acariens, des thrips ou des aleurodes (Figure 7). Les infestations ont entraîné des modifications significatives de plusieurs caractéristiques de la plante ainsi que de la réflectance foliaire. La distinction entre plantes saines et infestées était relativement nette, mais l'identification fiable de l'espèce de ravageur responsable à partir des seules signatures spectrales s'est révélée plus difficile. Les auteurs soulignent ainsi que l'utilisation de la réflectance pour diagnostiquer un bioagresseur nécessite que celui-ci provoque à la fois des modifications biologiques suffisamment particulières et des caractéristiques spectrales détectables et reproductibles (Nansen et al., 2021).

La notion de « signature spectrale spécifique » doit par conséquent être utilisée avec prudence. Une longueur d'onde ou une région spectrale associée à une infestation dans une expérimentation donnée ne constitue pas nécessairement un marqueur exclusif du ravageur étudié. La

démonstration d'une véritable spécificité nécessiterait notamment de comparer le signal obtenu avec celui provoqué par d'autres bioagresseurs et par des stress abiotiques susceptibles de produire des symptômes similaires. Pour les études exploratoires, il est donc plus rigoureux de parler de régions spectrales sensibles ou associées à l'infestation, puis de vérifier leur robustesse dans des conditions biologiques plus diversifiées (Lassalle, 2021 ; Nansen et al., 2021).

Cette distinction est particulièrement importante pour les ravageurs entraînant des décolorations ou des chloroses. Dans ce cas, la réponse spectrale peut contenir simultanément une information liée au bioagresseur et une information liée à la réponse physiologique non spécifique de la plante. L'association des mesures spectrales à des variables biologiques indépendantes — densité du ravageur, proportion de surface infestée, symptômes ou caractéristiques physiologiques — constitue ainsi une approche particulièrement pertinente pour déterminer quelle part de la variabilité spectrale est réellement associée au niveau d'infestation.

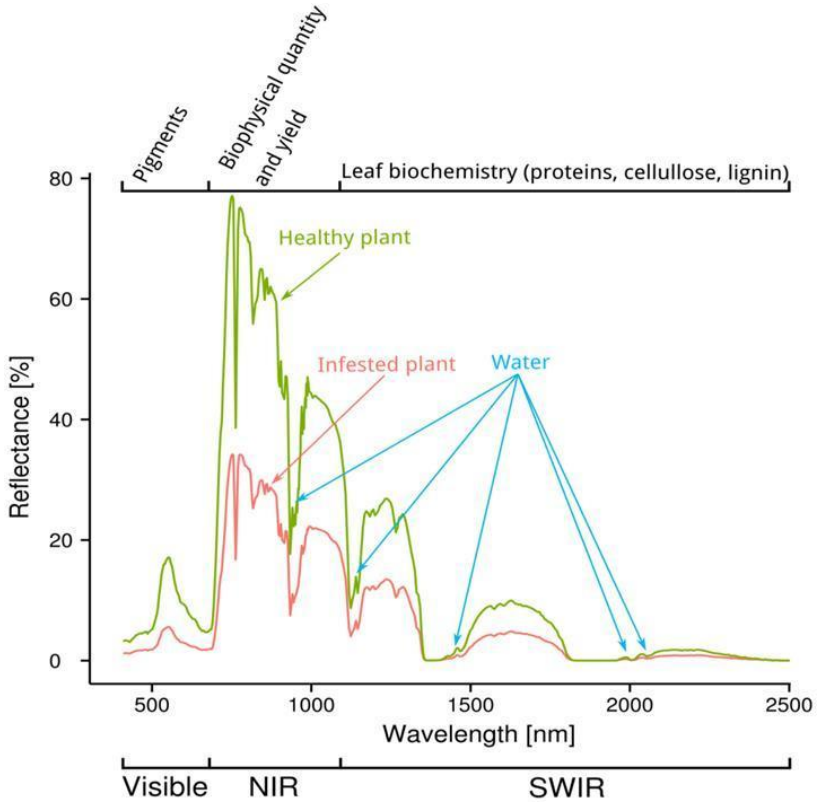


Figure 7. Variations de la réflectance foliaire de chrysanthèmes et de gerberas en réponse à des infestations par des acariens, des thrips et des aleurodes. Les réponses spectrales partiellement similaires illustrent la difficulté d'identifier précisément le ravageur responsable à partir des seules mesures spectrales. Source : Nansen et al. (2021)

2.5. Applications de la spectroradiométrie à la détection des insectes ravageurs

L'utilisation de la spectroradiométrie et de l'imagerie hyperspectrale pour la surveillance des insectes ravageurs repose sur le principe que leur alimentation et les dommages qu'ils provoquent

modifient les propriétés biochimiques, physiologiques ou structurales des tissus végétaux. Ces modifications peuvent entraîner des changements mesurables de la réflectance dans le visible, le red edge et le proche infrarouge. Les approches développées vont de la simple discrimination entre végétaux sains et infestés jusqu'à l'estimation quantitative de la densité d'insectes ou de la sévérité des dommages. Les travaux disponibles concernent notamment les pucerons, les aleurodes, les thrips et les acariens, et montrent que les régions spectrales informatives dépendent à la fois du ravageur, de la plante-hôte, du stade de l'infestation et de l'échelle de mesure (Mirik et al., 2006 ; Zhao et al., 2017 ; Chen et al., 2018 ; Nansen et al., 2021).

2.5.1. Détection de la présence d'un ravageur

L'une des premières applications consiste à déterminer si les signatures spectrales permettent de distinguer un végétal sain d'un végétal infesté. Chez le blé d'hiver attaqué par le puceron *Schizaphis graminum*, Mirik et al. (2006) ont montré, en conditions de terrain et de serre, que les canopées infestées présentaient une réflectance généralement plus élevée dans le visible et plus faible dans le proche infrarouge que les canopées non infestées. Les indices spectraux calculés à partir de ces mesures étaient fortement liés à la densité des pucerons, avec des coefficients de détermination atteignant 0,85 selon l'indice considéré. Ces travaux ont fourni une démonstration précoce de la possibilité d'utiliser des mesures hyperspectrales pour différencier une végétation infestée d'une végétation saine et caractériser les dommages associés à un insecte piqueur-suceur.

Une approche similaire a été appliquée au puceron vert du pêcher *Myzus persicae* sur chou chinois. Zhao et al. (2017) ont utilisé une caméra hyperspectrale couvrant 380 à 1030 nm sur 31 plantes saines et 32 plantes infestées. L'analyse en composantes principales a permis d'identifier six longueurs d'onde particulièrement informatives, situées à 550, 671, 694, 742, 911 et 968 nm. Parmi celles-ci, les informations spectrales et texturales autour de 694 et 742 nm ont montré un intérêt particulier pour distinguer les plantes infestées des témoins. Ces longueurs d'onde se situent respectivement dans le rouge et le red edge, ce qui confirme l'intérêt de régions déjà connues pour leur sensibilité aux modifications physiologiques du tissu végétal.

La détection peut également être envisagée à des stades précoces de l'infestation. Nansen et al. (2021) ont suivi pendant quatorze jours des chrysanthèmes et des gerberas infestés par trois groupes d'arthropodes : l'acarien *Tetranychus urticae*, le thrips *Frankliniella occidentalis* et l'aleurode *Bemisia tabaci*. Les mesures hyperspectrales ont montré des différences nettes entre les plantes non infestées et celles soumises aux différents stress biotiques, malgré des niveaux d'infestation volontairement faibles et une durée d'exposition courte. La classification fondée sur la réflectance atteignait globalement 73 % de précision chez le chrysanthème et 76 % chez le

gerbera pour les quatre traitements combinés. En revanche, la distinction entre les différentes espèces de ravageurs restait moins fiable que la séparation entre plantes saines et infestées.

Ces travaux montrent que la détection spectrale d'une infestation est réalisable dans différents systèmes plante–ravageur, mais qu'il n'existe pas de réponse spectrale universelle applicable à tous les insectes et à toutes les cultures. Les modifications observées peuvent prendre des directions différentes selon le type d'alimentation, l'intensité de l'attaque et la physiologie de la plante-hôte. L'intérêt réside donc davantage dans l'identification de régions sensibles et de motifs spectraux cohérents au sein d'un système donné que dans la recherche d'une longueur d'onde unique supposée diagnostiquer tous les stress entomologiques.

2.5.2. Discrimination des niveaux d'infestation

Au-delà de la distinction entre plantes saines et infestées, plusieurs travaux ont cherché à déterminer si les signatures spectrales permettent de différencier différents niveaux de sévérité d'une attaque entomologique. Cette approche repose généralement sur la définition préalable de plusieurs classes, établies à partir du nombre d'insectes, de la proportion d'organes affectés ou de l'intensité des symptômes. L'intérêt est de passer d'une détection binaire à une caractérisation plus fine de l'état phytosanitaire, mais les performances obtenues dépendent directement de la pertinence biologique des classes retenues et de leur degré de séparation réel (Chen et al., 2018 ; Hu et al., 2022 ; Shukla et al., 2024).

Chez le cotonnier naturellement infesté par des pucerons, Chen et al. (2018) ont réparti les plantes en cinq niveaux allant de la classe 0, correspondant à des plantes saines, à la classe 4, caractérisée par des symptômes sévères de recroquevillement, de dessèchement des feuilles et d'altération de la croissance. L'analyse de 86 spectres foliaires a montré une diminution progressive de la réflectance dans le visible et dans le proche infrarouge lorsque le niveau de dommage augmentait. Des différences significatives étaient observées entre plantes saines et infestées dans plusieurs grandes régions spectrales, notamment le bleu, le vert, le rouge et le NIR. Cette organisation progressive du signal montre que les signatures spectrales peuvent refléter non seulement la présence d'un ravageur, mais également l'intensité des dommages associés.

Des résultats comparables ont été obtenus sur moutarde infestée par *Lipaphis erysimi*. Shukla et al. (2024) ont utilisé cinq grades d'infestation allant de l'absence de pucerons à une infestation sévère, définis à partir du nombre d'individus et des dommages observés sur les plantes. Les régions 493–497 nm, 509–515 nm, 690–714 nm, 717–721 nm et 752–756 nm étaient fortement associées au grade d'infestation. L'analyse multivariée a en outre identifié les bandes 679, 746 et

979 nm comme particulièrement sensibles. Les résultats montrent ainsi que plusieurs régions du visible, du red edge et du NIR évoluent de manière organisée lorsque la sévérité augmente.

Ces études montrent que la spectroradiométrie peut fournir une information ordonnée sur la sévérité d'une infestation et ne se limite pas à la simple distinction entre plantes saines et attaquées. Elles montrent cependant également que les classes de sévérité peuvent combiner plusieurs dimensions biologiques, notamment le nombre d'insectes, l'intensité des symptômes et la proportion de tissu affecté. Deux plantes appartenant à une même classe peuvent donc présenter des niveaux biologiques différents, tandis que des individus situés de part et d'autre d'un seuil peuvent être artificiellement placés dans deux catégories distinctes. Lorsque cela est possible, l'utilisation d'une variable quantitative continue décrivant directement l'infestation permet de conserver davantage d'information et ouvre la voie à des approches de régression plutôt qu'à une classification stricte.

2.5.3. Estimation quantitative de la densité ou de la sévérité de l'infestation

L'utilisation d'une variable quantitative continue constitue une étape supplémentaire par rapport à la simple classification des plantes en catégories saine, faiblement infestée ou fortement infestée. Elle permet de conserver davantage d'information biologique et d'évaluer directement si les variations spectrales suivent l'intensité réelle de l'infestation. Selon les études, la variable cible peut correspondre au nombre d'insectes présents, à leur densité par unité de surface ou à un indice quantitatif de sévérité. Les approches de régression sont particulièrement adaptées à cette problématique, car elles cherchent à établir une relation entre l'ensemble ou une partie des informations spectrales et une variable biologique mesurée indépendamment (Luo et al., 2013 ; Shukla et al., 2024 ; Saeidan et al., 2025).

Chez le blé d'hiver infesté par le puceron *Sitobion avenae*, Luo et al. (2013) ont étudié directement la relation entre les signatures spectrales de 60 échantillons foliaires et la densité de pucerons. Les spectres, acquis entre 350 et 2500 nm, ont été analysés au moyen d'indices spectraux et d'une transformation en ondelettes continues. Cinq caractéristiques spectrales extraites par cette dernière méthode ont permis d'obtenir un modèle de régression présentant un coefficient de détermination de 0,72 et un RMSE de 16,87, contre respectivement 0,56 et 21,19 pour un modèle reposant sur six indices spectraux. Ces résultats ont montré que l'information contenue dans l'ensemble de la forme spectrale pouvait fournir une estimation quantitative de la densité du ravageur plus performante que certains indices calculés à partir de bandes prédéfinies.

Des performances plus élevées ont récemment été obtenues pour l'estimation directe d'une population de pucerons sur fève. Saeidan et al. (2025) ont utilisé l'imagerie hyperspectrale VIS–

NIR pour suivre pendant quatorze jours la progression d'une infestation aphidienne sur *Vicia faba*. Après prétraitement des spectres par SNV, la régression PLS a permis d'estimer le nombre de pucerons avec un coefficient de détermination de 0,81 sur les données de test et un RMSE de prédiction de 10,29. Les auteurs ont également identifié la région 710–825 nm comme particulièrement informative pour la détection et la caractérisation de l'infestation, confirmant une nouvelle fois l'importance du red edge et du NIR dans ce type de système plante–ravageur (Saeidan et al., 2025).

Ces travaux montrent que les signatures spectrales peuvent contenir une information suffisamment structurée pour estimer quantitativement l'intensité d'une infestation. Les performances ne sont cependant pas directement comparables d'une étude à l'autre, car les variables cibles, les domaines spectraux, les prétraitements, les effectifs, les méthodes de validation et les espèces étudiées diffèrent considérablement. Un coefficient de détermination élevé obtenu sur un jeu de données donné ne garantit donc pas une capacité de généralisation vers d'autres plantes, d'autres dates ou d'autres conditions environnementales. L'évaluation des modèles doit ainsi être interprétée en tenant compte de la stratégie de validation employée et de l'indépendance réelle entre les échantillons d'apprentissage et de test.

L'utilisation d'une variable quantitative présente néanmoins un avantage méthodologique important : elle évite de transformer artificiellement un gradient biologique continu en quelques classes. Lorsque la charge du ravageur peut être mesurée directement, l'analyse de régression permet d'examiner plus finement la relation entre intensité d'infestation et réponse spectrale et d'identifier les régions du spectre contribuant le plus à cette relation. Cette démarche constitue une étape importante vers le développement de méthodes non destructives capables non seulement de détecter une infestation, mais également d'en estimer la sévérité.

Tableau 1. Exemples d'applications de la spectroradiométrie et de l'imagerie hyperspectrale à la détection et à la quantification d'insectes ravageurs

Étude	Ravageur / plante-hôte	Échelle / domaine spectral	Variable / méthode	Bandes ou régions d'intérêt	Résultat principal
Mirik et al. (2006)	*Schizaphis graminum* / blé d'hiver	Canopée ; hyperspectral	Présence/densité ; indices + régression	Visible et NIR	R^2 = 0,62–0,85 ; visible plus élevé et NIR plus faible chez les canopées infestées.
Luo et al. (2013)	*Sitobion avenae* / blé d'hiver	Feuille ; 350–2500 nm	Densité ; indices, CWT, régression	Caractéristiques CWT	CWT : R^2 = 0,72 ; RMSE = 16,87.

Étude	Ravageur / plante-hôte	Échelle / domaine spectral	Variable / méthode	Bandes ou régions d'intérêt	Résultat principal
Zhao et al. (2017)	*Myzus persicae* / chou chinois	Imagerie ; 380–1030 nm	Sain/infesté ; PCA, texture, LS-SVM	550, 671, 694, 742, 911, 968 nm	Détection précoce ; 694 et 742 nm particulièrement informatifs.
Chen et al. (2018)	Pucerons / cotonnier	Feuille ; 350–2500 nm	5 grades ; indices et régressions	VIS, NIR et SWIR	Réflectance VIS/NIR diminuant avec la sévérité ; meilleurs indices R^2 = 0,81.
Nansen et al. (2021)	Acarien, thrips, aleurode / plantes ornementales	Imagerie ; 380–1015 nm	Classification	Visible, red edge, NIR	Exactitude globale : 73 % et 76 % ; identification du ravageur plus difficile que sain/infesté.
Hu et al. (2022)	Pucerons / cotonnier	Canopée ; env. 345–1075 nm	5 niveaux ; indices reconstruits	712, 732, 878 nm	Exactitude globale 94,4 % ; κ = 0,928.
Shukla et al. (2024)	*Lipaphis erysimi* / moutarde	Canopée ; 400–2500 nm	Grade ; PCA, indices, PCR, PLSR	679, 746, 979 nm notamment	PLSR : R^2 = 0,71 ; RMSE = 0,66.
Saeidan et al. (2025)	Aphis fabae / fève	Imagerie ; 380–1000 nm	Nombre de pucerons ; SID, ML, PLSR	710–825 nm	PLSR-SNV : R^2 = 0,81 ; RMSEP = 10,29.

Les études présentées dans le Tableau 2. montrent que les réponses spectrales associées aux infestations entomologiques ne sont pas limitées à une seule région du spectre. Des modifications ont été rapportées dans le visible, le red edge, le NIR et, lorsque les instruments couvrent cette gamme, le SWIR. Une convergence apparaît néanmoins autour du rouge et de la transition red edge–NIR, plusieurs travaux identifiant des bandes situées approximativement entre 670 et 850 nm parmi les variables les plus informatives. Les performances obtenues montrent également une évolution des applications, depuis la discrimination entre végétaux sains et infestés jusqu'à l'estimation quantitative de la densité ou de la sévérité de l'infestation. Ces résultats restent toutefois difficilement comparables directement, compte tenu des différences d'espèces, de plantes-hôtes, d'échelles de mesure, de variables biologiques, de prétraitements et de stratégies de validation utilisées.

2.6. Du spectroradiomètre au capteur de terrain

2.6.1. Capteurs proximaux, hyperspectraux et multispectraux

La détection proximale désigne l'utilisation de capteurs placés à faible distance de la cible étudiée. Ces dispositifs peuvent être manipulés manuellement, installés dans des conditions contrôlées ou montés sur des plateformes terrestres telles que des tracteurs ou des robots. La faible distance entre le capteur et la végétation permet généralement d'obtenir des mesures présentant une résolution spatiale élevée et de mieux contrôler certains facteurs liés à la géométrie d'acquisition ou à l'environnement lumineux. Les systèmes proximaux sont ainsi particulièrement adaptés aux travaux expérimentaux visant à relier précisément une réponse spectrale aux caractéristiques physiologiques ou sanitaires d'une feuille ou d'une plante (Sanaeifar et al., 2023 ; Söderström et al., 2025).

Le spectroradiomètre mesure l'énergie reçue dans un grand nombre de longueurs d'onde et fournit une courbe spectrale continue ou quasi continue pour la zone observée. Il permet ainsi d'examiner finement la forme du spectre et d'identifier des régions étroites susceptibles d'être associées à une propriété biologique. Contrairement à une caméra hyperspectrale, il ne produit pas nécessairement une image dans laquelle chaque pixel possède son propre spectre ; il caractérise avant tout le signal provenant du champ de vue de l'instrument. Cette approche est particulièrement utile lors des phases exploratoires, lorsque les longueurs d'onde pertinentes ne sont pas encore connues (Mahlein, 2016 ; Ustin & Jacquemoud, 2020).

L'imagerie hyperspectrale associe quant à elle l'information spatiale et l'information spectrale : chaque pixel d'une image est caractérisé par un spectre constitué d'un grand nombre de bandes généralement étroites et contiguës. Elle permet donc d'étudier simultanément la variabilité spatiale d'un organe ou d'un couvert et ses propriétés spectrales. Cette richesse informationnelle représente un avantage majeur pour la détection de signatures complexes, mais elle génère également des volumes de données importants, une forte redondance entre bandes adjacentes et des besoins accrus en matière de calibration, de traitement et de modélisation (Singh et al., 2020 ; Sanaeifar et al., 2023).

Les systèmes multispectraux reposent sur un principe différent : ils acquièrent un nombre beaucoup plus réduit de bandes, généralement plus larges et sélectionnées en fonction d'applications particulières. Ils fournissent donc moins d'information spectrale qu'un dispositif hyperspectral, mais présentent en contrepartie plusieurs avantages opérationnels, notamment des volumes de données plus faibles, un traitement plus simple et une intégration généralement plus aisée sur des plateformes de terrain. Dans certaines applications, quelques bandes judicieusement

positionnées peuvent suffire à caractériser une propriété végétale, ce qui rend inutile l'utilisation permanente d'un système hyperspectral complexe (Hank et al., 2019 ; Singh et al., 2020).

Ces différentes technologies doivent donc être considérées comme complémentaires plutôt que concurrentes. Le spectroradiomètre et l'imagerie hyperspectrale sont particulièrement adaptés aux phases de recherche et d'identification des régions spectrales informatives. Une fois ces régions confirmées sur des jeux de données suffisamment représentatifs, leur réduction à quelques bandes robustes peut permettre d'envisager le développement ou l'utilisation d'un capteur multispectral plus simple. Cette progression, allant de l'exploration spectrale fine vers un nombre limité de bandes exploitables en conditions opérationnelles, représente l'une des voies possibles pour transférer les résultats obtenus à l'échelle foliaire vers des applications d'agriculture de précision (Hank et al., 2019 ; Söderström et al., 2025).

2.5.2. Applications en agriculture de précision

L'agriculture de précision repose sur la prise en compte de la variabilité spatiale et temporelle des cultures afin d'adapter les observations et les interventions aux besoins réels de différentes zones d'une parcelle. Dans cette logique, les technologies de télédétection et de détection proximale permettent de produire des informations spatialisées sur l'état de la végétation, tandis que les systèmes d'information géographique et les outils d'aide à la décision permettent de transformer ces informations en cartes de gestion ou en recommandations d'intervention. L'objectif est de passer d'une conduite uniforme de la parcelle à une gestion différenciée reposant sur la variabilité effectivement observée au champ (Ali et al., 2024).

Les données spectrales occupent une place importante dans cette démarche, car elles permettent de caractériser de manière non destructive différents traits de la végétation. Les applications hyperspectrales en agriculture comprennent notamment l'évaluation de l'état physiologique des cultures, la détection de stress, le suivi nutritionnel, la discrimination des adventices, la détection de maladies ou de ravageurs et l'estimation de certains paramètres agronomiques. Une revue systématique récente portant sur les applications de l'imagerie hyperspectrale en agriculture de précision montre que le domaine 400–1000 nm constitue l'une des plages les plus fréquemment utilisées pour les applications agricoles et que la réduction du nombre de bandes représente une étape récurrente pour faciliter l'exploitation des données en conditions opérationnelles (Ram et al., 2024).

Dans le domaine phytosanitaire, l'intérêt de la télédétection est particulièrement important lorsque les bioagresseurs présentent une distribution agrégée ou hétérogène dans les parcelles. L'utilisation de capteurs embarqués sur des plateformes terrestres, des drones ou d'autres

systèmes aériens peut permettre d'identifier des zones présentant des réponses végétales anormales et d'orienter les prospections vers les secteurs les plus susceptibles d'être infestés. Cette approche ne remplace pas nécessairement l'observation entomologique, qui demeure indispensable pour confirmer l'identité du ravageur, mais elle peut améliorer l'efficacité de l'échantillonnage en réduisant la surface devant être inspectée de manière intensive (Iost Filho et al., 2020).

Dans le cas particulier de la surveillance des ravageurs, le passage d'une mesure spectrale ponctuelle à une application d'agriculture de précision suppose toutefois plusieurs étapes. Il est d'abord nécessaire d'identifier des régions spectrales réellement associées au phénomène biologique étudié, puis de vérifier leur stabilité sur un nombre suffisamment important d'échantillons et dans différents contextes. Si certaines bandes se révèlent robustes, elles peuvent ensuite être intégrées à un système multispectral plus simple et plus facilement embarquable. Cette progression, depuis la caractérisation spectrale fine jusqu'à la cartographie puis à l'intervention localisée, constitue l'un des principaux enjeux actuels du transfert des technologies hyperspectrales vers des applications agronomiques en temps réel (Ram et al., 2024).

2.5.3. Limites du passage des conditions contrôlées au terrain

Les conditions contrôlées constituent une étape importante pour mettre en évidence une relation entre une propriété biologique et une réponse spectrale, car elles permettent de réduire plusieurs sources de variabilité indépendantes du phénomène étudié. Le passage au terrain introduit cependant de nombreuses perturbations supplémentaires. L'intensité et la composition spectrale de l'éclairement varient avec l'heure, la couverture nuageuse et les conditions atmosphériques, tandis que les ombres et les réflexions modifient localement le rayonnement reçu par le capteur. Ces variations peuvent modifier fortement la réponse mesurée et réduire les performances d'un modèle construit dans des conditions d'illumination homogènes (Mahlein, 2016 ; Mishra et al., 2017, 2020).

La géométrie de la végétation constitue une deuxième source majeure de variabilité. Dans une chambre de mesure, la position relative du capteur, de la source lumineuse et de la feuille peut être maintenue pratiquement constante. Dans un couvert végétal naturel, les feuilles présentent au contraire des orientations, inclinaisons et distances au capteur variables. Elles peuvent également se masquer les unes les autres, produire des ombres ou recevoir du rayonnement réfléchi par d'autres parties de la plante. Les mesures effectuées sur une plante entière résultent donc d'interactions beaucoup plus complexes entre illumination, structure du couvert et angle d'observation que celles obtenues sur une feuille isolée (Mishra et al., 2017, 2020).

À ces contraintes instrumentales s'ajoute une variabilité biologique beaucoup plus importante qu'en expérimentation contrôlée. La réponse spectrale d'une plante dépend notamment de l'espèce ou du cultivar, de l'âge des feuilles, du stade phénologique, de l'état hydrique et nutritionnel ainsi que de la présence éventuelle de plusieurs stress simultanés. Un modèle développé sur une seule variété, à une seule période ou dans un seul verger peut donc apprendre des caractéristiques propres à ce contexte plutôt que des relations suffisamment générales pour être transférées à d'autres situations. La discrimination entre stress produisant des effets physiologiques similaires ainsi que la transférabilité des modèles entre échelles figurent d'ailleurs parmi les principaux défis identifiés pour la télédétection hyperspectrale des stress végétaux (Lassalle, 2021 ; Ram et al., 2024).

La validation représente par conséquent une étape essentielle avant toute utilisation opérationnelle. Les performances obtenues par validation interne sur un même ensemble expérimental ne constituent pas une démonstration suffisante de la robustesse d'un modèle au champ. Une validation plus exigeante doit progressivement intégrer des plantes, des dates, des parcelles ou des sites qui n'ont pas participé à la construction du modèle. L'objectif n'est pas seulement de conserver une bonne performance prédictive, mais également de vérifier que les régions spectrales identifiées restent informatives lorsque les conditions biologiques et environnementales changent. Cette généralisation constitue l'un des principaux verrous entre les nombreuses preuves de concept obtenues en conditions contrôlées et le développement de systèmes réellement utilisables en agriculture de précision (Mahlein, 2016 ; Lassalle, 2021 ; Ram et al., 2024).

2.7. Conclusion

La spectroradiométrie VIS–NIR offre des possibilités intéressantes pour détecter les modifications des propriétés optiques des plantes associées aux attaques de ravageurs. Les travaux présentés montrent que certaines régions du spectre sont sensibles à ces modifications, sans être nécessairement spécifiques à un ravageur donné. L'utilisation de cette technique nécessite donc une interprétation prudente et une validation adaptée. L'association des mesures spectrales à une quantification précise de l'infestation apparaît ainsi essentielle pour mieux comprendre les relations entre la présence du ravageur et la réponse spectrale des feuilles.

Chapitre III. Quantification par analyse d'image et analyse chimiométrique des données spectrales

3.1. Introduction

L'étude des relations entre l'infestation par un ravageur et la réponse spectrale des feuilles nécessite des méthodes permettant de mesurer précisément l'intensité de l'attaque et d'analyser les données obtenues. Ce chapitre présente les principes de la quantification des infestations par analyse numérique d'images, notamment à l'aide du logiciel ImageJ/Fiji, ainsi que les principales méthodes statistiques utilisées pour exploiter les données spectrales. Une attention particulière est accordée à l'analyse en composantes principales (PCA), à la régression par moindres carrés partiels (PLSR) et à la validation des modèles prédictifs.

3.2. Quantification de l'intensité des dégâts ou infestations

La caractérisation d'un bioagresseur ne repose pas uniquement sur la confirmation de sa présence. Dans de nombreuses études agronomiques et phytosanitaires, il est également nécessaire d'estimer l'importance de l'attaque afin de comparer des individus, des traitements, des parcelles ou différentes périodes d'observation. Cette quantification peut reposer sur plusieurs types de variables, notamment la proportion d'unités atteintes, le nombre d'organismes présents, la proportion de surface affectée ou encore des classes ordinales de sévérité. Le choix de la variable dépend du bioagresseur étudié, de son mode d'action et de l'objectif de l'expérimentation (Bock et al., 2022 ; Cornelissen et al., 2026).

3.2.1. Incidence, sévérité et charge d'infestation

Dans les disciplines consacrées à l'évaluation des dommages végétaux, il est important de distinguer plusieurs notions. L'incidence décrit généralement la fréquence d'unités atteintes dans une population d'échantillonnage, par exemple la proportion de feuilles, de fruits ou de plantes présentant un symptôme ou un organisme donné. La sévérité décrit au contraire l'intensité de l'atteinte au niveau de l'unité considérée et peut notamment être exprimée par la proportion de surface ou de volume affectée. Ces concepts sont particulièrement développés en phytopathométrie, où leur distinction est essentielle pour éviter de confondre l'étendue d'un problème dans une population avec son intensité sur chaque unité biologique (Bock et al., 2022).

La distinction entre abondance du ravageur et dommage végétal est également importante. Le nombre d'insectes présents à un instant donné ne traduit pas nécessairement de manière proportionnelle la quantité de tissu affectée, qui dépend également de la durée de l'attaque, du

stade de développement du ravageur, de son comportement alimentaire et de la réponse de la plante. À l'inverse, une mesure de surface endommagée renseigne directement sur l'étendue du dommage visible mais ne permet pas nécessairement de connaître le nombre d'individus responsables. Les méthodes de quantification doivent donc être choisies en fonction de la variable biologique que l'on souhaite réellement expliquer ou prédire.

L'utilisation de variables quantitatives continues présente également un avantage statistique par rapport aux classes ordinales. Une classification en catégories telles que faible, moyenne ou forte infestation facilite la description des échantillons, mais elle impose des seuils qui peuvent séparer artificiellement des individus biologiquement proches et regrouper dans une même classe des observations présentant des niveaux d'attaque différents. Lorsque la mesure le permet, une variable continue conserve davantage d'information sur le gradient réel et peut être utilisée directement dans des analyses de corrélation ou de régression (Bock et al., 2022 ; Cornelissen et al., 2026).

Dans le cas d'une cochenille sessile telle que *Parlatoria ziziphi*, plusieurs variables peuvent être utilisées pour caractériser l'infestation, notamment le nombre d'individus, la densité par feuille ou par unité de surface, la proportion d'organes infestés ou encore la proportion de surface occupée par les boucliers. Ces variables décrivent des dimensions différentes de l'infestation et ne sont donc pas directement interchangeables (Taibi et al., 2016 ; Bock et al., 2020). Une mesure de surface occupée renseigne sur l'étendue spatiale visible de l'infestation dans la zone considérée, mais elle ne correspond ni à un comptage individuel, ni à une mesure de biomasse, ni directement à l'intensité physiologique du stress subi par la feuille. Cette distinction doit être conservée lors de l'interprétation des relations entre infestation et réponse spectrale.

3.2.2. Limites des échelles visuelles et intérêt d'une variable quantitative continue

Les échelles visuelles constituent une méthode simple et rapide pour répartir des feuilles ou des plantes selon différents niveaux d'attaque. Elles sont particulièrement utiles lorsque le nombre d'échantillons est élevé ou lorsque l'objectif consiste principalement à disposer d'une appréciation générale de la sévérité. Leur utilisation nécessite cependant de transformer un phénomène biologique généralement continu en un nombre limité de catégories. La précision de l'évaluation peut en outre varier selon l'expérience de l'observateur, la complexité des symptômes, leur distribution sur l'organe et la définition des classes utilisées (Bock et al., 2022).

L'analyse numérique d'images permet de dépasser une partie de ces limites lorsqu'un dommage ou un organisme peut être distingué de manière suffisamment fiable sur une photographie. La surface concernée peut alors être mesurée directement et exprimée sous la forme

d'une proportion ou d'un pourcentage, fournissant une variable quantitative continue. Cette approche réduit la dépendance à une estimation visuelle globale et permet d'appliquer des critères identiques à l'ensemble des échantillons, à condition que les images soient acquises et segmentées selon une procédure standardisée (Bock et al., 2010).

Dans une étude visant à relier l'intensité d'une infestation à une réponse instrumentale telle qu'une signature spectrale, l'utilisation d'une variable continue présente un intérêt supplémentaire. Elle permet d'examiner directement l'existence d'un gradient entre l'intensité biologique du phénomène et le signal mesuré, sans imposer préalablement des frontières entre des catégories. Les classes visuelles peuvent ainsi conserver une fonction descriptive ou servir à organiser l'échantillonnage, tandis qu'une mesure quantitative indépendante est mieux adaptée aux analyses de corrélation et de régression destinées à caractériser une relation continue (Nutter et al., 2006 ; Bock et al., 2010).

3.3. Analyse numérique d'image

L'analyse numérique d'image permet de transformer une information visuelle en variables quantitatives mesurables. Dans les applications végétales, elle peut notamment être utilisée pour caractériser la surface foliaire, la couleur, la présence de lésions, la proportion de tissu affecté ou différents traits morphologiques. Contrairement à une appréciation visuelle globale, l'image numérique est constituée de pixels dont les caractéristiques peuvent être analysées selon des règles définies et appliquées de manière reproductible à un ensemble d'échantillons. Ces approches occupent aujourd'hui une place importante dans le phénotypage végétal et dans la quantification non destructive de différents caractères des plantes (Schneider et al., 2012 ; Kolhar & Jagtap, 2023).

3.3.1. Principe de la segmentation et des régions d'intérêt

La segmentation d'image consiste à séparer une image en différentes composantes présentant des caractéristiques communes afin d'isoler les objets ou tissus d'intérêt. Dans les images végétales, cette opération peut par exemple servir à distinguer une feuille de l'arrière-plan, à différencier un tissu sain d'une zone chlorotique ou nécrosée, ou encore à isoler la surface occupée par un organisme présent sur le limbe. La segmentation peut reposer sur différents critères tels que l'intensité lumineuse, la couleur, la texture ou une combinaison de plusieurs propriétés des pixels. Les méthodes les plus simples utilisent des seuils définis dans un espace colorimétrique, tandis que des approches plus complexes peuvent faire appel à des algorithmes de classification ou d'apprentissage automatique (Kolhar & Jagtap, 2023).

La notion de région d'intérêt, ou ROI (Region of Interest), permet de limiter l'analyse à une partie précisément définie de l'image. Une ROI peut correspondre à l'ensemble d'un organe, à une portion particulière de celui-ci ou à une zone dont les limites sont imposées par le protocole expérimental. Son utilisation évite que des pixels appartenant à l'arrière-plan ou à des régions non pertinentes soient inclus dans le calcul. Les logiciels d'analyse biologique tels qu'ImageJ/Fiji permettent de définir, conserver et mesurer ces régions d'intérêt, puis d'appliquer des opérations identiques à plusieurs images ou plusieurs zones d'une même image (Schindelin et al., 2012 ; Schneider et al., 2012).

La définition de la ROI est particulièrement importante lorsque l'analyse d'image doit être mise en relation avec une mesure réalisée par un autre capteur. Dans ce cas, la variable biologique extraite de l'image doit idéalement correspondre à la même surface que celle ayant contribué au signal instrumental. Une discordance spatiale peut en effet introduire une erreur d'interprétation : une mesure spectrale portant sur une petite portion du limbe ne représente pas nécessairement le niveau de dommage ou d'infestation observé sur l'ensemble de la feuille. La correspondance spatiale entre la région analysée sur l'image et le champ de mesure du capteur constitue donc un élément essentiel pour établir une relation quantitative fiable entre données d'imagerie et données spectrales.

Enfin, la reproductibilité de la segmentation dépend de la standardisation des conditions d'acquisition et des règles de traitement. Les différences d'éclairage, de fond, de distance de prise de vue ou de réglage colorimétrique peuvent modifier les valeurs des pixels et affecter l'efficacité d'un seuil donné. Lorsqu'une méthode de segmentation est destinée à comparer plusieurs échantillons, il est donc préférable de conserver des conditions photographiques aussi constantes que possible et d'appliquer, lorsque cela est biologiquement justifié, des critères de segmentation identiques à l'ensemble du jeu d'images (Kolhar & Jagtap, 2023).

3.3.2. ImageJ/Fiji comme outil de quantification

Fiji constitue une distribution d'ImageJ spécifiquement orientée vers l'analyse d'images biologiques. Elle intègre ImageJ ainsi qu'un ensemble important de plugins, de bibliothèques et d'outils complémentaires directement accessibles dans un même environnement. Cette intégration facilite notamment la sélection de régions d'intérêt, les transformations colorimétriques, le seuillage, la création de masques, la mesure des surfaces et l'automatisation de chaînes de traitement. Fiji conserve également la compatibilité avec les fonctionnalités classiques d'ImageJ tout en facilitant l'ajout et la mise à jour d'outils supplémentaires (Schindelin et al., 2012 ; Rueden et al., 2017).

Dans une analyse quantitative de surface, le principe consiste généralement à définir une région d'intérêt, à segmenter à l'intérieur de celle-ci les pixels correspondant à l'objet recherché, puis à mesurer la surface sélectionnée. Lorsque la variable recherchée est une proportion, celle-ci peut être exprimée comme le rapport entre le nombre de pixels attribués à l'objet étudié et le nombre total de pixels contenus dans la région de référence. Ainsi, pour une région d'intérêt donnée, la fraction surfacique peut être exprimée sous la forme :

Fraction surfacique (%) = (surface des pixels sélectionnés / surface totale de la ROI) × 100

Cette approche est particulièrement intéressante lorsque la variable biologique étudiée correspond à une proportion de tissu ou de surface occupée. Lorsque le numérateur et le dénominateur sont calculés dans la même image et dans la même région d'intérêt, l'expression sous forme de pourcentage peut être obtenue directement à partir des pixels, sans qu'une conversion préalable en unités physiques de surface soit indispensable. Une calibration spatiale devient en revanche nécessaire lorsque les résultats doivent être exprimés en unités absolues telles que mm^2 ou cm^2.

L'un des intérêts d'ImageJ/Fiji réside également dans la possibilité de conserver les régions d'intérêt et de reproduire une même succession d'opérations sur plusieurs images. Les fonctionnalités d'enregistrement des procédures, de macros et de gestion des ROI favorisent ainsi la standardisation des traitements. Cette reproductibilité nécessite toutefois que les paramètres utilisés soient documentés, notamment les conditions d'acquisition des photographies, l'espace colorimétrique choisi, les seuils appliqués, les règles d'inclusion ou d'exclusion des pixels et la version du logiciel utilisée. La disponibilité d'un même outil ne garantit donc pas à elle seule l'objectivité de la mesure ; celle-ci dépend également de la standardisation du protocole d'acquisition et de segmentation (Schindelin et al., 2012 ; Rueden et al., 2017).

3.3.3. Espaces colorimétriques et segmentation HSB

Les espaces HSB ou HSV constituent une représentation alternative particulièrement utilisée pour l'analyse colorimétrique. Dans ce modèle, la teinte (Hue, H) représente principalement la nature de la couleur, la saturation (Saturation, S) traduit son degré de pureté ou son éloignement d'une couleur achromatique, tandis que la luminosité (Brightness, B), également appelée Value (V) dans le modèle HSV, caractérise l'intensité lumineuse globale du pixel. Cette séparation entre composantes chromatiques et composante de luminosité facilite dans de nombreuses situations la définition de critères de segmentation plus interprétables que ceux fondés directement sur les trois canaux RGB (Schneider et al., 2012 ; Schindelin et al., 2012).

Dans le cas d'altérations foliaires, cette approche permet notamment de distinguer des tissus dont la couleur s'écarte de celle du limbe sain. Une chlorose correspond généralement à une évolution de la coloration foliaire du vert vers des teintes plus jaunes, qui peut être caractérisée par une modification des composantes chromatiques. Inversement, des structures sombres présentes à la surface d'une feuille peuvent être distinguées principalement par leur faible luminosité, éventuellement associée à des contraintes supplémentaires de teinte et de saturation. L'espace HSB offre ainsi la possibilité de construire des règles de segmentation distinctes selon la nature visuelle de chaque variable biologique recherchée (Barbedo, 2013 ; Ali et al., 2013).

La segmentation par seuil colorimétrique ne doit néanmoins pas être considérée comme totalement indépendante des conditions d'acquisition. Les variations d'éclairage, les ombres, les reflets, la balance des blancs de l'appareil photographique ou les propriétés naturelles du tissu végétal peuvent déplacer les valeurs HSB des pixels et entraîner des erreurs de classification. Des zones naturellement sombres ou jaunâtres peuvent, par exemple, satisfaire les mêmes critères qu'un objet biologique recherché. La standardisation des prises de vue, la validation visuelle des masques obtenus et l'application de règles cohérentes à l'ensemble du jeu de données sont donc indispensables pour limiter les faux positifs et assurer la reproductibilité de la mesure (Hamuda et al., 2017).

Le choix des seuils doit enfin être considéré comme une étape méthodologique propre au système étudié. Il n'existe pas de valeurs HSB universelles permettant de segmenter une infestation ou une chlorose sur toutes les espèces végétales, sous toutes les conditions photographiques. Les seuils doivent être déterminés à partir d'images représentatives, contrôlés sur plusieurs échantillons puis appliqués selon une procédure standardisée. Les valeurs numériques retenues relèvent par conséquent du protocole expérimental et doivent être rapportées dans la partie Matériel et méthodes plutôt que considérées comme des constantes générales de l'analyse d'image.

3.4. Correspondance spatiale entre analyse d'image et mesure spectrale

La mise en relation d'une variable biologique avec une mesure spectrale nécessite que les deux informations correspondent autant que possible à la même unité spatiale. Un spectroradiomètre n'intègre en effet que le rayonnement provenant de son champ de vision, dont l'étendue dépend notamment de la géométrie optique, de la distance entre le capteur et la cible et de la surface réellement interceptée. Une variable mesurée sur l'ensemble d'une feuille peut ainsi ne pas représenter fidèlement les caractéristiques de la portion de tissu ayant contribué au signal spectral.

La maîtrise du champ de vision et de la géométrie d'acquisition constitue donc un élément important de la comparabilité des mesures spectrales (Castro-Esau et al., 2006).

Cette question devient particulièrement importante lorsque la caractéristique étudiée présente une distribution spatiale hétérogène. Une feuille globalement fortement infestée peut comporter des zones localement peu colonisées, tandis qu'une feuille présentant une infestation globale modérée peut posséder une forte concentration du ravageur dans la région observée par le capteur. Dans une telle situation, relier le spectre local à une estimation calculée sur l'ensemble du limbe introduirait un décalage entre la variable explicative et le signal instrumental. La délimitation sur une image RGB de la surface correspondant au champ de vision du capteur permet de réduire cette discordance en calculant les variables biologiques dans la zone effectivement mesurée.

Des approches similaires sont utilisées en spectroscopie végétale pour déterminer la composition réelle de la zone contribuant au signal. Van Cleemput et al. (2019), par exemple, ont associé des mesures spectrales de végétation à des photographies RGB prises selon la même géométrie, puis délimité sur les images le champ de vision du spectromètre afin de quantifier les fractions de végétation et d'arrière-plan présentes dans la mesure. Cette démarche illustre l'importance d'associer l'information spectrale à une caractérisation spatiale de la surface réellement observée plutôt qu'à une description globale de l'échantillon.

Cette correspondance n'implique toutefois pas que toutes les variables extraites dans une même région décrivent le même phénomène biologique. Une proportion de surface occupée par un ravageur renseigne sur sa présence physique dans la zone mesurée, tandis qu'une proportion de tissu chlorotique décrit une réponse visuelle de la plante. Les deux variables peuvent être spatialement appariées au même spectre tout en représentant des composantes biologiques distinctes. Leur quantification séparée permet alors d'examiner si la variabilité spectrale est davantage associée à la présence du ravageur, aux symptômes végétaux ou à une combinaison des deux (Nansen et al., 2021).

Ainsi, l'appariement spatial entre analyse d'image et spectroradiométrie constitue une condition méthodologique importante lorsque l'objectif est d'établir une relation quantitative entre un phénomène localisé et une signature spectrale. Il permet de réduire l'incertitude liée à l'hétérogénéité spatiale de l'échantillon et d'attribuer plus précisément la variable biologique mesurée à la zone ayant contribué au signal optique (Mahlein et al., 2012 ; Lowe et al., 2017).

3.5. Nature statistique des données spectrales

Les données issues de la spectroradiométrie présentent des caractéristiques statistiques particulières qui les distinguent de jeux de données comportant quelques variables indépendantes.

Un spectre est constitué d'un grand nombre de mesures réalisées à des longueurs d'onde successives, chacune pouvant être considérée comme une variable. L'analyse de ces données relève ainsi d'une approche multivariée dans laquelle l'information biologique recherchée est généralement distribuée sur plusieurs régions du spectre plutôt que portée par une seule longueur d'onde. Les méthodes chimiométriques ont précisément été développées pour extraire et modéliser l'information contenue dans ce type de données complexes et fortement structurées (Wold et al., 2001 ; Verrelst et al., 2019).

3.5.1. Haute dimension et colinéarité des longueurs d'onde

La haute résolution spectrale entraîne tout d'abord un nombre élevé de variables. Un spectre mesuré avec un pas fin peut contenir plusieurs centaines, voire plusieurs milliers de bandes spectrales pour un nombre d'échantillons biologiques souvent beaucoup plus limité. Cette situation conduit fréquemment à des jeux de données dans lesquels le nombre de prédicteurs est comparable ou supérieur au nombre d'observations. L'utilisation directe de l'ensemble de ces variables dans des méthodes statistiques classiques peut alors conduire à des modèles instables ou excessivement adaptés aux données ayant servi à leur construction, en particulier lorsque le rapport entre le nombre de variables et le nombre d'échantillons est élevé (Wold et al., 2001 ; Vabalas et al., 2019).

La difficulté ne résulte toutefois pas uniquement du nombre de bandes. Les valeurs mesurées à deux longueurs d'onde voisines sont généralement fortement corrélées. Les spectres de végétation présentent en effet des variations relativement continues, tandis que les phénomènes d'absorption et de diffusion responsables de leur forme affectent souvent des régions spectrales comprenant plusieurs bandes adjacentes. Une grande partie de l'information présente dans une bande peut ainsi être partagée avec les bandes voisines. Cette redondance conduit à une forte multicolinéarité spectrale (Wold et al., 2001 ; Verrelst et al., 2019).

Cette combinaison d'un grand nombre de variables et d'un nombre plus limité d'observations est également associée au problème de la dimensionnalité élevée. Dans les données hyperspectrales, l'ajout de nombreuses bandes ne signifie pas nécessairement l'ajout d'une quantité équivalente d'information indépendante. Les bandes contiguës peuvent être très redondantes et certaines peuvent principalement introduire du bruit. Cette situation, souvent rapprochée de la « malédiction de la dimensionnalité », justifie l'utilisation de méthodes capables de réduire ou de résumer l'information spectrale avant ou pendant la modélisation (Verrelst et al., 2019).

Deux stratégies générales peuvent être distinguées. La première consiste à réduire le nombre de dimensions en construisant un petit nombre de nouvelles variables synthétiques à partir des bandes initiales. L'analyse en composantes principales constitue un exemple de cette approche : elle transforme les variables corrélées en composantes orthogonales résumant une grande partie de la variabilité du jeu de données. La seconde stratégie consiste à intégrer directement la structure colinéaire dans un modèle prédictif. La régression par moindres carrés partiels, ou PLSR, construit ainsi des variables latentes à partir des prédicteurs spectraux tout en recherchant les dimensions les plus pertinentes pour expliquer la variable cible. Cette capacité à traiter simultanément un grand nombre de variables fortement corrélées explique son utilisation fréquente en chimiométrie et en spectroscopie (Wold et al., 2001).

3.5.2. Prétraitement des données spectrales

Avant une analyse chimiométrique, les données spectrales peuvent faire l'objet de différents traitements destinés à réduire des sources de variabilité considérées comme non pertinentes, à améliorer le rapport signal/bruit ou à faciliter l'extraction de l'information utile. Il convient toutefois de distinguer la correction radiométrique réalisée lors de la préparation des données, par exemple à l'aide d'une référence blanche, des prétraitements chimiométriques appliqués ensuite aux spectres. Ces derniers comprennent notamment le lissage, les dérivées spectrales, la transformation SNV (Standard Normal Variate), la correction multiplicative de diffusion MSC (Multiplicative Scatter Correction) ainsi que différentes formes de centrage ou de mise à l'échelle des variables (Rinnan et al., 2009).

Les méthodes SNV et MSC cherchent principalement à réduire certaines variations additives ou multiplicatives liées à la diffusion de la lumière. La transformation SNV centre et normalise individuellement chaque spectre afin de réduire notamment les différences d'amplitude associées aux phénomènes de diffusion, tandis que la MSC ajuste les spectres relativement à un spectre de référence afin de corriger des décalages et changements d'échelle. Ces approches ont été historiquement développées pour limiter les effets physiques de diffusion susceptibles de masquer l'information chimique recherchée dans les spectres NIR (Geladi et al., 1985 ; Barnes et al., 1989 ; Rinnan et al., 2009).

Il n'existe donc pas de prétraitement universellement optimal pour l'ensemble des applications spectroscopiques. Une transformation susceptible d'améliorer un modèle dans un système donné peut être inutile, voire défavorable dans un autre. De plus, certaines variations d'amplitude ou de diffusion considérées comme indésirables dans une analyse chimique peuvent contenir une information biologique pertinente lorsque l'objectif concerne la structure d'un tissu végétal, son

état physiologique ou les modifications physiques provoquées par un bioagresseur. La suppression systématique de cette variabilité peut alors réduire une partie du signal recherché. Le choix d'un prétraitement doit par conséquent reposer sur une justification physique et être évalué à partir de performances obtenues sur des données indépendantes ou par une stratégie de validation appropriée (Rinnan et al., 2009).

3.6. Analyse en composantes principales (PCA)

L'analyse en composantes principales, ou PCA (Principal Component Analysis), est une méthode multivariée de réduction dimensionnelle largement utilisée pour explorer des jeux de données comportant de nombreuses variables quantitatives corrélées. Son objectif est de représenter l'information contenue dans les variables initiales à l'aide d'un nombre plus réduit de nouvelles variables appelées composantes principales. Ces composantes sont construites comme des combinaisons linéaires des variables originales et sont mutuellement orthogonales, donc non corrélées entre elles. La première composante représente la direction expliquant la plus grande part de variance du jeu de données, la deuxième explique la plus grande part de variance restante sous contrainte d'orthogonalité avec la première, et ainsi de suite (Abdi & Williams, 2010 ; Bro & Smilde, 2014 ; Jolliffe & Cadima, 2016).

L'interprétation d'une PCA repose principalement sur les scores et les loadings. Les scores représentent les coordonnées des observations sur les composantes principales. Leur représentation graphique permet d'examiner les ressemblances, les différences, les gradients ou les observations atypiques au sein du jeu de données. Deux échantillons présentant des scores proches possèdent généralement des profils multivariés relativement similaires, tandis qu'un éloignement dans l'espace factoriel traduit des différences plus importantes dans les variables contribuant aux axes considérés (Bro & Smilde, 2014).

Les loadings décrivent quant à eux la contribution des variables initiales à chaque composante principale. Dans une application spectrale, ils permettent d'identifier les longueurs d'onde ou, plus prudemment, les régions spectrales contribuant le plus aux structures représentées par une composante. En raison de la forte corrélation entre bandes adjacentes, l'interprétation de régions spectrales continues est généralement plus pertinente que l'attribution d'une importance biologique à une bande isolée. Le signe d'un loading renseigne également sur le sens de contribution d'une variable à l'axe considéré, mais il doit être interprété conjointement avec les autres variables et avec la distribution des scores (Bro & Smilde, 2014).

Cette caractéristique est essentielle : la PCA est une méthode non supervisée. Les groupes expérimentaux, niveaux d'infestation ou autres variables biologiques ne participent pas au calcul

des composantes lorsqu'ils sont simplement ajoutés après l'analyse pour faciliter l'interprétation graphique. Une séparation apparente entre groupes dans un plan PCA peut donc révéler une structure intéressante, mais elle ne constitue ni une validation statistique de ces groupes ni une démonstration de capacité classificatoire ou prédictive. Inversement, l'absence d'une séparation complète ne signifie pas nécessairement qu'aucune information biologique n'est présente dans les spectres, car les principales composantes peuvent également refléter d'autres sources de variabilité biologique ou instrumentale (Bro & Smilde, 2014 ; Jolliffe & Cadima, 2016).

3.7. Régression par moindres carrés partiels (PLSR)

La régression par moindres carrés partiels, ou PLSR (Partial Least Squares Regression), est une méthode de régression multivariée particulièrement adaptée aux jeux de données comportant un grand nombre de variables explicatives fortement corrélées. Elle est largement utilisée en chimiométrie et en spectroscopie, où le nombre de longueurs d'onde peut être élevé par rapport au nombre d'échantillons et où les bandes spectrales adjacentes présentent une forte colinéarité. Contrairement à une régression linéaire multiple classique, la PLSR ne cherche pas à estimer directement un coefficient indépendant pour chaque prédicteur initial ; elle résume d'abord l'information contenue dans les variables explicatives à l'aide d'un nombre réduit de composantes latentes (Geladi & Kowalski, 1986 ; Wold et al., 2001).

Dans ce cadre, X désigne la matrice des prédicteurs spectraux et Y la variable quantitative à prédire. Cette caractéristique constitue une différence fondamentale avec l'analyse en composantes principales. La PCA construit ses composantes uniquement à partir de la structure de variance de la matrice X, sans utiliser de variable réponse ; une composante expliquant une forte proportion de la variance spectrale n'est donc pas nécessairement la plus pertinente pour prédire un caractère biologique (Jolliffe & Cadima, 2016). À l'inverse, la PLSR est une méthode supervisée qui construit des variables latentes en tenant compte simultanément de X et de Y, de manière à représenter les directions de variation de X les plus utiles pour expliquer ou prédire Y (Wold et al., 2001). Elle peut ainsi retenir une structure spectrale qui n'est pas nécessairement celle expliquant la plus grande variance totale de X, mais qui présente une forte relation avec la variable biologique étudiée.

Le nombre de composantes latentes constitue un paramètre essentiel du modèle. Un nombre trop faible peut ne pas représenter suffisamment l'information pertinente contenue dans les spectres, alors qu'un nombre excessif peut intégrer du bruit et conduire à un surajustement. Le choix du nombre de composantes ne doit donc pas reposer uniquement sur la qualité d'ajustement aux données utilisées pour construire le modèle. Il est généralement réalisé à partir des

performances de prédiction obtenues par validation croisée, en recherchant un compromis entre complexité et capacité de généralisation (Wold et al., 2001 ; Mevik & Wehrens, 2007).

Une fois le modèle ajusté, l'influence des variables spectrales peut être examinée à partir des coefficients de régression et d'indicateurs tels que les VIP (Variable Importance in Projection). Les VIP synthétisent la contribution des prédicteurs aux composantes utilisées par le modèle et à l'explication de la variable réponse. Une valeur de VIP supérieure à 1 est fréquemment utilisée comme indication qu'une variable contribue de manière importante au modèle. Ce seuil reste néanmoins une règle pratique plutôt qu'une frontière biologique absolue, et son interprétation doit tenir compte de la structure du modèle et de la forte colinéarité entre bandes spectrales voisines (Chong & Jun, 2005).

Comme toute méthode de régression, la PLSR peut produire un modèle apparemment performant sur les observations utilisées pour son ajustement sans pour autant généraliser correctement à de nouveaux échantillons. Cette difficulté est particulièrement importante lorsque le nombre d'observations est limité par rapport au nombre de prédicteurs, situation fréquente dans les jeux de données spectraux. Les performances doivent donc être évaluées sur des observations qui n'ont pas participé à l'ajustement du modèle ou au moyen d'une stratégie de validation croisée adaptée à la structure expérimentale (Vabalas et al., 2019 ; Roberts et al., 2017). Lorsque la sélection du nombre de composantes ou d'autres paramètres du modèle est elle-même guidée par les données, cette sélection doit être effectuée à l'intérieur du processus de validation afin d'éviter une estimation excessivement optimiste des performances (Varma & Simon, 2006). La PLSR constitue ainsi un outil puissant pour extraire une information quantitative à partir de données spectrales fortement colinéaires, mais sa valeur prédictive dépend autant de la construction du modèle que de la rigueur de sa validation.

3.8. Validation des modèles et évaluation de leur robustesse

La construction d'un modèle prédictif exige de distinguer son ajustement aux données d'apprentissage de sa capacité à généraliser à de nouvelles observations. Le surajustement est particulièrement préoccupant lorsque le nombre de variables est élevé par rapport au nombre d'unités biologiques, situation fréquente avec les données spectrales (Vabalas et al., 2019).

La validation croisée évalue le modèle sur des observations laissées hors de son ajustement. Lorsque des paramètres, comme le nombre de composantes PLS, doivent être sélectionnés, cette sélection doit elle-même rester confinée aux données d'apprentissage. Une validation imbriquée sépare ainsi une boucle interne de sélection des paramètres d'une boucle externe d'évaluation,

limitant le biais optimiste lié à l'utilisation répétée des mêmes données (Varma & Simon, 2006 ; Vabalas et al., 2019).

Le schéma de validation doit également respecter la structure biologique des données. Lorsque plusieurs observations proviennent d'un même individu, site ou groupe, leur répartition aléatoire entre apprentissage et test peut entraîner une fuite d'information et surestimer les performances. Il est alors préférable de maintenir les groupes intacts et de laisser successivement un groupe entier hors de l'apprentissage, selon une logique de type leave-one-group-out (Roberts et al., 2017).

Les performances de régression sont décrites par des indicateurs complémentaires. La RMSE accorde davantage de poids aux grandes erreurs, tandis que la MAE exprime l'amplitude moyenne des écarts dans l'unité de la variable prédite (Willmott & Matsuura, 2005). Le coefficient R^2 renseigne sur la variabilité reproduite par les prédictions et le coefficient de Spearman sur la conservation de l'ordre relatif des observations ; aucun de ces indicateurs ne doit être interprété isolément.

La robustesse peut être complétée par des analyses de sensibilité et des tests de permutation. Ces derniers rompent aléatoirement l'association entre prédicteurs et réponse afin d'évaluer si la performance observée peut être reproduite en l'absence de relation réelle ; dans des données groupées, les permutations peuvent être restreintes à l'intérieur des groupes pour préserver leur structure.

Ces procédures répondent à des questions différentes : la validation groupée teste la généralisation vers un nouveau groupe du même contexte expérimental, la permutation évalue la compatibilité avec une association aléatoire et les analyses de sensibilité testent la dépendance aux choix analytiques ou aux échantillons. Elles ne remplacent toutefois pas une validation externe indépendante, indispensable avant toute généralisation à d'autres sites, campagnes, génotypes ou conditions environnementales.

3.9. Synthèse bibliographique et positionnement de l'étude

La littérature consacrée à *Parlatoria ziziphi* montre que ce ravageur des agrumes présente une distribution hétérogène sur les organes et dans la canopée, ce qui complique son évaluation par une observation ponctuelle. Les méthodes conventionnelles restent indispensables pour l'identification et le suivi entomologique, mais elles justifient le développement d'approches complémentaires capables de quantifier plus objectivement l'intensité locale de l'infestation (Haddad et al., 2019 ; Jendoubi et al., 2021).

Parallèlement, les progrès de la spectroradiométrie VIS–NIR et de l'imagerie hyperspectrale ont montré que les modifications induites par différents stress biotiques peuvent être détectées à travers leurs effets sur les propriétés optiques des végétaux. Chez plusieurs insectes piqueurs-suceurs, notamment les pucerons, aleurodes et thrips, des modifications du visible, du red edge et du proche infrarouge ont permis de distinguer des plantes saines et infestées, de différencier certains niveaux de sévérité et, dans plusieurs cas, d'estimer quantitativement la densité ou l'intensité de l'infestation. Ces travaux montrent cependant que les régions spectrales sensibles et la direction des réponses varient selon le couple plante–ravageur, le niveau d'attaque et les conditions expérimentales ; aucune signature spectrale universelle des infestations entomologiques ne peut donc être retenue (Mirik et al., 2006 ; Nansen et al., 2021 ; Shukla et al., 2024 ; Saeidan et al., 2025).

Sur agrumes, les approches VIS–NIR et hyperspectrales ont déjà été utilisées pour différentes problématiques phytosanitaires et de qualité. L'imagerie hyperspectrale a notamment permis d'identifier des défauts externes de fruits, parmi lesquels des dégâts d'insectes et des infestations par cochenilles, ainsi que de détecter différentes maladies des agrumes. Ces travaux confirment le potentiel de l'information spectrale dans cette culture. Ils concernent toutefois principalement la classification d'états sanitaires ou de défauts et ne répondent pas directement à la problématique d'une estimation quantitative locale d'une infestation foliaire par une cochenille diaspine telle que *P. ziziphi* (Li et al., 2011).

Une difficulté supplémentaire réside dans la définition de la variable biologique à relier au spectre. Les classes visuelles d'infestation constituent un outil pratique de description, mais elles transforment un gradient continu en catégories et peuvent masquer une partie de la variabilité individuelle. L'analyse numérique d'image offre la possibilité de quantifier directement une proportion de surface affectée ou occupée par un organisme. Lorsque cette quantification est réalisée dans la même région que celle observée par le spectroradiomètre, elle fournit une variable biologique spatialement cohérente avec le signal spectral. Cette correspondance est particulièrement importante pour un organisme sessile et réparti de manière hétérogène sur le limbe.

À notre connaissance, la littérature disponible ne documente pas encore spécifiquement une approche associant spectroradiométrie VIS–NIR, quantification numérique de la surface localement occupée par *Parlatoria ziziphi* sur feuille d'agrume et modélisation quantitative de cette infestation. Ce manque constitue le positionnement principal du présent travail. L'objectif n'est donc pas uniquement de déterminer si des feuilles présentant différents niveaux d'infestation

possèdent des spectres différents, mais d'examiner si une relation quantitative peut être établie entre la signature VIS–NIR d'une zone foliaire et la proportion de cette même zone occupée par le ravageur.

Dans cette perspective, l'étude repose sur l'association de deux sources d'information complémentaires : d'une part, une caractérisation spectroradiométrique VIS–NIR réalisée dans des conditions contrôlées et, d'autre part, une quantification numérique indépendante de l'infestation et de la chlorose dans la même région d'intérêt. L'analyse vise ensuite à caractériser les régions spectrales associées à l'infestation, à examiner la contribution éventuelle de la chlorose et à évaluer la possibilité d'une estimation quantitative par approche chimiométrique. Une attention particulière est accordée à la validation entre arbres afin que l'évaluation prédictive ne repose pas uniquement sur des différences entre feuilles provenant d'un même individu.

Ce positionnement situe ainsi le travail comme une étude de faisabilité à l'échelle foliaire. Il constitue une étape préalable à des investigations plus larges nécessaires avant toute application opérationnelle, notamment l'augmentation du nombre d'arbres, la diversification des vergers et des périodes d'échantillonnage, la validation externe des modèles et, à terme, l'évaluation de la transférabilité des régions spectrales identifiées vers des dispositifs multispectraux utilisables en conditions de terrain.

3.10. Conclusion

L'analyse numérique d'images et les méthodes chimiométriques constituent deux approches complémentaires pour étudier les relations entre l'intensité d'une infestation et les caractéristiques spectrales des feuilles. La première permet de quantifier la surface occupée par le ravageur, tandis que les secondes facilitent l'exploration des données spectrales et l'évaluation de leur capacité prédictive. Leur association, accompagnée d'une validation rigoureuse des résultats, constitue la base méthodologique de l'étude expérimentale présentée dans la deuxième partie de ce mémoire.

Partie expérimentale

Chapitre I : Matériel et méthodes

1.1. Introduction

Ce chapitre présente le matériel et les méthodes utilisés pour étudier les relations entre l'intensité de l'infestation des feuilles d'oranger par *Parlatoria ziziphi* et leur réponse spectrale. Il décrit le site d'étude, l'échantillonnage des feuilles et le dispositif expérimental utilisé pour les mesures spectroradiométriques dans les domaines visible et proche infrarouge (VIS–NIR). Il présente également les méthodes de traitement des données spectrales, la quantification de l'infestation et de la chlorose à l'aide du logiciel ImageJ/Fiji, ainsi que les analyses statistiques et les modèles de prédiction utilisés pour exploiter les résultats.

1.2. Matériel biologique et plan expérimental

1.2.1. Matériel végétal et échantillonnage

L'étude a été réalisée sur des feuilles d'oranger (*Citrus sinensis* var. Thomson) naturellement infestées par la cochenille noire des agrumes, *Parlatoria ziziphi* (Lucas, 1853) (Hemiptera : Diaspididae). Les échantillons provenaient de la ferme expérimentale de l'Université de Mostaganem, située à Mazaghran.

Les prélèvements ont été effectués du 23 au 27 août 2026. Neuf arbres ont été sélectionnés et identifiés de Ar01 à Ar09. Sur chaque arbre, cinq feuilles présentant différents niveaux visuels d'infestation ont été prélevées, soit un total de 45 feuilles.

Les feuilles ont initialement été réparties en trois classes visuelles :

- H : feuille saine ;
- MI : feuille moyennement infestée ;
- FI : feuille fortement infestée.

Ces catégories ont été utilisées pour assurer la présence de niveaux d'infestation contrastés dans l'échantillonnage. Elles ont ensuite été conservées comme classes visuelles historiques, sans être modifiées après la quantification de l'infestation par analyse d'image.

Des exemples représentatifs des trois classes visuelles historiques sont présentés à la Figure 8.



A — H : saine (Ar08_H01) **B — MI : moyennement infestée (Ar04_MI01)** **C — FI : fortement infestée (Ar08_FI01)**

Figure 8. Exemples de feuilles d'oranger appartenant aux trois classes visuelles historiques utilisées lors de l'échantillonnage : (A) H, feuille saine ; (B) MI, feuille moyennement infestée ; (C) FI, feuille fortement infestée.

Pour les analyses quantitatives, le niveau réel d'infestation a été déterminé ultérieurement sous ImageJ/Fiji à partir de la surface occupée par *P. ziziphi*, notamment dans la zone correspondant à la mesure spectroradiométrique.

1.2.2. Organisation du plan expérimental

Chaque feuille constituait une unité biologique indépendante et recevait un identifiant unique permettant de conserver sa traçabilité au cours des différentes étapes de l'étude.

Le dispositif expérimental comprenait :

- 9 arbres ;
- 5 feuilles par arbre ;
- 45 feuilles au total ;
- 5 acquisitions spectrales par feuille ;
- soit 225 acquisitions spectrales.

Les cinq acquisitions réalisées sur une même feuille correspondaient à des répétitions techniques et non à cinq unités biologiques indépendantes. L'effectif utilisé pour les analyses statistiques était donc de 45 feuilles.

Après vérification de la répétabilité des acquisitions, les cinq mesures de chaque feuille ont été moyennées afin d'obtenir un spectre représentatif unique. Une représentation fondée sur leur médiane a également été conservée pour vérifier la robustesse des résultats.

L'identifiant de l'arbre (Tree_ID) a été maintenu dans le jeu de données afin de tenir compte de la variabilité pouvant exister entre les différents arbres, notamment lors de la validation des modèles prédictifs.

Dans le cadre de cette étude exploratoire de faisabilité, l'effectif de 45 feuilles a représenté un compromis entre la réplication biologique sur plusieurs arbres et la répétition technique des mesures. Cet effectif n'est pas considéré comme optimal pour développer un modèle directement opérationnel. La forte dimension des données spectrales par rapport au nombre d'unités biologiques justifie donc une validation prédictive particulièrement prudente (Vabalas et al., 2019).

1.3. Dispositif et acquisition spectroradiométrique

1.3.1. Spectroradiomètre et chambre de mesure

Les mesures spectrales ont été réalisées à l'aide d'un spectroradiomètre JETI SPECTRAVAL 1501-NIR, couvrant le domaine spectral de 380 à 1000 nm avec un pas d'échantillonnage de 1 nm.

Afin de limiter l'influence de la lumière ambiante et des réflexions parasites, les acquisitions ont été réalisées dans une chambre de mesure spécialement aménagée. Celle-ci présentait une base d'environ 50 × 50 cm et était recouverte intérieurement de matériaux noirs, notamment du velours et de la feutrine.

Le spectroradiomètre était positionné verticalement au-dessus de la feuille. Une ouverture supérieure permettait le passage de l'optique, tandis que la feuille était placée horizontalement sous la zone de mesure.

L'objectif de ce dispositif était de maintenir des conditions d'acquisition aussi constantes que possible entre les différents échantillons.

Le dispositif a été développé en s'appuyant sur des principes couramment utilisés pour les mesures spectrales foliaires en conditions contrôlées : fond sombre, géométrie d'observation stable, éclairage artificiel contrôlé, référence blanche mesurée dans des conditions comparables et répétition des acquisitions (Castro-Esau et al., 2006). Ces principes ont été adaptés au JETI SPECTRAVAL 1501-NIR et aux contraintes propres à l'étude de *P. ziziphi*.

1.3.2. Éclairage et géométrie de mesure

Une source lumineuse artificielle a été utilisée pour assurer l'éclairage des feuilles pendant les acquisitions. Elle était placée à l'extérieur de la chambre et la lumière était introduite par une ouverture latérale.

La position relative de la source lumineuse, du spectroradiomètre et de la feuille a été maintenue constante au cours de la campagne afin de réduire les variations liées à la géométrie de mesure.

La zone de la feuille observée par le JETI était soigneusement positionnée sous l'axe de mesure.

Après l'acquisition spectrale, cette zone était matérialisée sur la feuille par un cercle afin de pouvoir la retrouver sur la photographie utilisée ultérieurement pour l'analyse sous ImageJ/Fiji.

Cette étape assurait la correspondance entre la zone ayant produit le signal spectral et la zone utilisée pour quantifier localement l'infestation par *Parlatoria ziziphi* et la chlorose.

Le dispositif expérimental et l'organisation de la chambre de mesure sont illustrés à la Figure 9.



A — Positionnement du JETI sur l'ouverture supérieure



B — Vue intérieure : support de feuille et éclairage latéral

Figure 9. Dispositif expérimental utilisé pour les acquisitions spectroradiométriques. (A) Vue supérieure montrant le JETI SPECTRAVAL 1501-NIR positionné au-dessus de l'ouverture de mesure. (B) Vue intérieure de la chambre recouverte de matériau sombre, montrant le support de la feuille et la source lumineuse introduite latéralement.

1.3.3. Référence blanche

Une référence blanche à base de polytétrafluoroéthylène (PTFE) a été utilisée pour normaliser les mesures spectrales.

Une référence spécifique a été associée à chacun des neuf arbres :

Ar01 ↔ WR01
Ar02 ↔ WR02
Ar03 ↔ WR03
Ar04 ↔ WR04
Ar05 ↔ WR05
Ar06 ↔ WR06
Ar07 ↔ WR07
Ar08 ↔ WR08
Ar09 ↔ WR09

Ainsi, les feuilles provenant d'un même arbre étaient normalisées à l'aide de la référence blanche correspondant à cet arbre.

Cette organisation permettait de prendre en compte d'éventuelles variations des conditions d'acquisition au cours de la campagne plutôt que d'utiliser une référence blanche unique pour l'ensemble des mesures.

La référence blanche a fait l'objet d'essais préliminaires avant son utilisation définitive.

1.3.4. Procédure d'acquisition

Les mesures ont été réalisées successivement pour chacun des neuf arbres.

Pour chaque feuille :

1. la feuille était placée dans la chambre de mesure ;
2. la zone d'intérêt était positionnée sous le JETI ;
3. la géométrie de mesure était vérifiée ;
4. cinq acquisitions spectrales successives étaient réalisées ;
5. la zone observée par le JETI était repérée afin d'être retrouvée lors de l'analyse photographique.

Après les mesures des cinq feuilles d'un arbre, la référence blanche correspondante était acquise selon la même configuration expérimentale.

Au total, le protocole a ainsi produit :

45 feuilles × 5 répétitions = 225 acquisitions spectrales foliaires.

Les cinq acquisitions d'une même feuille étaient considérées comme des répétitions techniques. Elles ont été conservées individuellement avant d'être utilisées pour construire le spectre représentatif de chaque feuille.

Les informations permettant d'identifier la feuille, l'arbre, la répétition et la référence blanche associée ont été conservées afin d'assurer la traçabilité des acquisitions.

1.4. Traitement et contrôle des données spectrales

1.4.1. Contrôle de la répétabilité des mesures

Avant les analyses, la qualité des cinq acquisitions réalisées sur chaque feuille a été vérifiée afin de s'assurer de leur cohérence.

La répétabilité technique a été évaluée à l'aide de plusieurs indicateurs complémentaires, notamment :

- le coefficient de variation de la radiance intégrée ;
- la RRMSE (*Relative Root Mean Square Error*) ;
- le SAM (*Spectral Angle Mapper*) ;
- la corrélation de Pearson entre les répétitions.

Ces indicateurs permettaient de détecter d'éventuelles différences importantes d'intensité ou de forme spectrale entre les cinq mesures d'une même feuille.

Les résultats ont été examinés conjointement et aucune mesure n'a été supprimée automatiquement sur la base d'un seul indicateur.

1.4.2. Normalisation par la référence blanche

Les données initialement acquises correspondaient à des mesures de radiance spectrale.

Afin de rendre les mesures comparables entre les feuilles, chaque acquisition a été normalisée à l'aide de la référence blanche correspondant à son arbre.

Pour chaque référence blanche, les cinq acquisitions ont été moyennées. Le rapport radiométrique relatif au blanc, noté Rrel, a ensuite été calculé longueur d'onde par longueur d'onde selon le principe suivant :

Rrel(λ) = radiance de la feuille(λ) / radiance moyenne de la référence blanche(λ)

Ainsi, chaque feuille de l'arbre Ar01 était normalisée à partir de WR01, celles de Ar02 à partir de WR02, et ainsi de suite jusqu'à Ar09–WR09.

La variable Rrel est sans unité et représente ici un rapport radiométrique relatif au blanc. Elle n'a pas été considérée comme une réflectance absolue certifiée.

La normalisation a été effectuée séparément sur chacune des cinq répétitions techniques avant leur agrégation au niveau de la feuille.

1.4.3. Agrégation des répétitions techniques

Après normalisation, les cinq spectres Rrel d'une même feuille ont été regroupés afin d'obtenir une représentation spectrale unique par unité biologique.

Pour chaque longueur d'onde, la moyenne des cinq répétitions a été retenue comme valeur principale.

Chaque feuille était donc représentée par un seul spectre moyen pour les analyses statistiques et chimiométriques.

Une seconde représentation fondée sur la médiane des cinq répétitions a également été conservée afin de vérifier ultérieurement que les résultats ne dépendaient pas fortement du mode d'agrégation.

Les analyses principales reposaient ainsi sur 45 spectres représentatifs, correspondant aux 45 feuilles biologiques, et non sur les 225 acquisitions techniques.

1.4.4. Domaine spectral retenu pour les analyses

Les acquisitions couvraient initialement la plage spectrale de 380 à 1000 nm.

Après examen de la qualité des données, le domaine 450 à 1000 nm a été retenu pour les analyses statistiques et chimiométriques. La région comprise entre 380 et 449 nm présentait une plus grande variabilité des mesures de référence et des niveaux de radiance plus faibles.

Avec un pas de 1 nm, le domaine retenu comprenait donc :

551 bandes spectrales.

Les données originales sur 380–1000 nm ont néanmoins été conservées dans les fichiers sources.

Aucun prétraitement spectral supplémentaire de type SNV, MSC, dérivée ou lissage n'a été appliqué au jeu de données principal. Les analyses ont été réalisées directement sur les valeurs Rrel validées entre 450 et 1000 nm.

Lorsque cela était nécessaire, le centrage des variables spectrales était réalisé directement dans la méthode statistique concernée, notamment pour la PCA et la PLSR.

1.5. Analyse des images sous ImageJ/Fiji

1.5.1. Acquisition des images et définition des zones d'analyse

Après les mesures spectroradiométriques, chaque feuille a été photographiée afin de quantifier l'infestation par *Parlatoria ziziphi* ainsi que la chlorose du tissu foliaire.

Le traitement des photographies a été réalisé avec ImageJ/Fiji, une plateforme libre largement utilisée pour l'analyse quantitative d'images biologiques (Schindelin et al., 2012).

Avant la photographie, la zone correspondant à la mesure réalisée par le JETI a été matérialisée sur la feuille par un cercle. Cette étape permettait de retrouver précisément la région ayant contribué au signal spectral.

Les photographies ont ensuite été analysées sous ImageJ/Fiji en considérant deux régions d'intérêt principales :

- le limbe foliaire entier ;
- la zone JETI, correspondant au cercle matérialisé sur la feuille.

La zone JETI a été privilégiée pour les analyses reliant les données biologiques aux spectres, car elle correspondait directement à la région observée par le spectroradiomètre.

1.5.2. Quantification de l'infestation par *Parlatoria ziziphi*

La surface occupée par *P. ziziphi* a été estimée par segmentation colorimétrique dans l'espace HSB (*Hue, Saturation, Brightness*).

Après une phase de mise au point, un seuil unique a été retenu et appliqué à l'ensemble des photographies afin d'assurer une analyse homogène entre les feuilles :

- Hue : 0–255 ;
- Saturation : 0–70 ;
- Brightness : 0–120 ;

- méthode : Default.

La proportion de surface infestée a été calculée à deux niveaux.

Pour l'ensemble du limbe :

Pz_leaf (%) = 100 × surface Pz du limbe / surface totale du limbe

Pour la zone correspondant à la mesure spectrale :

Pz_JETI (%) = 100 × surface Pz dans la zone JETI / surface totale de la zone JETI

La variable Pz_JETI_pct a été retenue comme variable quantitative principale d'infestation pour les analyses spectrales, puisqu'elle représente directement la charge en cochenilles présente dans la région observée par le JETI.

La mesure réalisée sur l'ensemble du limbe (Pz_leaf_pct) a été conservée comme information complémentaire.

1.5.3. Quantification de la chlorose

La chlorose a également été quantifiée par segmentation colorimétrique sous ImageJ/Fiji.

Le seuil HSB retenu était :

- Hue : 20–62 ;
- Saturation : 60–255 ;
- Brightness : 100–255 ;
- méthode : Default.

Comme pour l'infestation, le même seuil a été appliqué à l'ensemble des feuilles.

Deux variables ont été calculées dans la zone JETI.

La première correspondait à la proportion de tissu végétal visible présentant une chlorose, après exclusion de la surface occupée par *P. ziziphi* :

Chl_JETI_tissue (%) = 100 × surface chlorotique / (surface JETI − surface Pz)

Cette variable est notée Chl_JETI_tissue_pct.

La seconde exprimait la surface chlorotique par rapport à la totalité de la zone observée par le JETI :

Chl_JETI_total (%) = 100 × surface chlorotique / surface JETI

Cette variable est notée Chl_JETI_total_pct.

La première décrit donc la chlorose du tissu végétal restant, tandis que la seconde indique directement quelle proportion de la zone observée par le spectroradiomètre était chlorotique.

1.5.4. Proportion de tissu vert et variables retenues

Une variable complémentaire représentant la proportion résiduelle estimée de tissu vert dans la zone JETI a été calculée selon :

Green_JETI (%) = 100 − Pz_JETI (%) − Chl_JETI_total (%)

Les principales variables issues de l'analyse d'image étaient ainsi :

- Pz_JETI_pct : infestation locale dans la zone JETI ;
- Chl_JETI_total_pct : chlorose rapportée à l'ensemble de la zone JETI ;
- Chl_JETI_tissue_pct : chlorose rapportée uniquement au tissu végétal visible ;
- Green_JETI_pct : proportion résiduelle estimée de tissu vert.

Parmi ces variables, Pz_JETI_pct constituait la référence principale pour étudier la relation entre l'intensité de l'infestation et la réponse spectrale. Chl_JETI_total_pct a été utilisée comme variable principale pour l'étude quantitative de la chlorose.

L'ensemble des valeurs obtenues sous ImageJ/Fiji a ensuite été associé aux données spectrales à partir de l'identifiant unique de chaque feuille.

1.6. Constitution du jeu de données et analyses statistiques et chimiométriques

1.6.1. Constitution du jeu de données analytique

Les données spectrales et les résultats obtenus sous ImageJ/Fiji ont été regroupés à partir de l'identifiant unique attribué à chaque feuille (Leaf_ID).

Le jeu de données principal comprenait ainsi 45 feuilles, correspondant aux 45 unités biologiques de l'étude. Pour chaque feuille étaient notamment associés :

- l'identifiant de l'arbre (Tree_ID) ;
- la classe visuelle historique H, MI ou FI ;
- la référence blanche correspondante ;

- les variables quantitatives d'infestation et de chlorose ;
- le spectre moyen Rrel compris entre 450 et 1000 nm.

Chaque feuille était donc caractérisée par 551 variables spectrales, auxquelles étaient associées les informations biologiques obtenues par analyse d'image.

Avant les analyses, la cohérence des identifiants, l'appariement entre les feuilles et les arbres ainsi que la présence des variables attendues ont été vérifiés.

Les analyses principales ont été réalisées sur les spectres moyens. Les spectres médians ont été conservés uniquement pour les analyses complémentaires de robustesse.

1.6.2. Analyses descriptives de l'infestation et de la chlorose

Les niveaux d'infestation et de chlorose ont d'abord été décrits pour l'ensemble des feuilles et selon les classes visuelles historiques H, MI et FI.

Une attention particulière a été portée à :

- Pz_JETI_pct pour l'intensité locale de l'infestation ;
- Chl_JETI_total_pct pour la chlorose dans la zone observée par le JETI ;
- Chl_JETI_tissue_pct pour la chlorose du tissu végétal visible.

Compte tenu de la présence de valeurs nulles et de distributions parfois asymétriques, les résultats ont été décrits notamment à partir des médianes et de la distribution individuelle des observations.

La relation entre infestation et chlorose a été étudiée à l'aide du coefficient de corrélation de Spearman.

Le coefficient de Spearman a été privilégié en raison de la distribution asymétrique de certaines variables et de la présence de nombreuses valeurs nulles pour l'infestation.

Cette relation a été examinée sur l'ensemble des 45 feuilles puis, de manière complémentaire, uniquement parmi les feuilles infestées.

1.6.3. Analyse des relations entre spectres et variables biologiques

Afin d'identifier les régions spectrales associées à l'infestation, la relation entre Pz_JETI_pct et Rrel a été examinée pour les 551 longueurs d'onde.

L'effet de l'arbre (Tree_ID) et la chlorose ont été pris en compte afin de mieux isoler la relation entre le niveau d'infestation et la réponse spectrale.

Une analyse complémentaire a également été réalisée uniquement sur les feuilles MI et FI afin de vérifier si les mêmes tendances restaient visibles parmi les feuilles déjà infestées.

Une démarche similaire a été appliquée pour étudier les relations entre les spectres et la chlorose.

Comme 551 longueurs d'onde étaient testées simultanément, les probabilités statistiques ont été corrigées selon la méthode de Benjamini-Hochberg afin de limiter le risque de résultats significatifs dus au grand nombre de tests (Benjamini et Hochberg, 1995).

L'interprétation a porté principalement sur des régions spectrales continues plutôt que sur une longueur d'onde isolée.

1.6.4. Analyse en composantes principales

Une analyse en composantes principales (PCA) a été réalisée afin de résumer les 551 bandes spectrales et de visualiser l'organisation générale des 45 feuilles dans un espace de dimension réduite (Wold et al., 1987).

Les variables spectrales ont été centrées avant l'analyse, sans autoscaling.

Les classes H, MI et FI, le niveau d'infestation, la chlorose et l'identifiant de l'arbre n'ont pas participé au calcul de la PCA ; ils ont uniquement servi à interpréter la répartition des feuilles obtenue.

La contribution des différentes régions spectrales aux principaux axes a également été examinée.

1.6.5. Modélisation PLSR de l'infestation

La capacité des données VIS–NIR à prédire quantitativement l'intensité de l'infestation a été évaluée par régression par moindres carrés partiels (PLSR). Cette méthode est adaptée aux données spectrales comportant de nombreuses longueurs d'onde fortement corrélées et permet de résumer cette information afin de prédire une variable quantitative (Geladi et Kowalski, 1986).

La variable à prédire était Pz_JETI_pct et les variables explicatives correspondaient aux 551 bandes spectrales Rrel.

Comme la distribution de l'infestation était asymétrique et comportait des valeurs nulles, la variable cible a été transformée selon :

$$\log(1 + Pz_JETI_pct)$$

Les prédictions ont ensuite été retranscrites dans l'échelle originale en pourcentage d'infestation.

Aucun autoscaling spectral n'a été appliqué dans le modèle principal.

1.6.6. Validation du modèle PLSR

La performance du modèle a été évaluée par une validation croisée de type leave-one-tree-out, afin de tester sa capacité à prédire des feuilles provenant d'un arbre non utilisé pour l'apprentissage (Roberts et al., 2017).

À chaque étape, les feuilles de huit arbres servaient à construire le modèle et les cinq feuilles du neuvième arbre servaient à le tester. Cette opération a été répétée jusqu'à ce que chacun des neuf arbres ait servi de groupe de test.

Le nombre de composantes PLS était sélectionné uniquement à partir des données d'apprentissage, parmi des modèles comportant de 1 à 8 composantes.

Les performances ont été résumées par le RMSE et le MAE (erreurs de prédiction), le R^2 (qualité globale de la prédiction) et la corrélation de Spearman entre les valeurs observées et prédites.

1.6.7. Identification des régions spectrales importantes

Les indices VIP (Variable Importance in Projection) du modèle PLSR ont été examinés afin d'identifier les régions spectrales contribuant le plus à la prédiction de l'infestation.

Une valeur VIP supérieure à 1 a été considérée comme indiquant une contribution relativement importante au modèle.

Les résultats ont été interprétés à l'échelle de régions spectrales plutôt qu'en considérant une longueur d'onde isolée comme spécifique de l'infestation.

1.6.8. Modélisation de la chlorose

Une seconde PLSR a été réalisée afin d'évaluer si les signatures spectrales permettaient également de prédire quantitativement la chlorose.

La variable cible principale était Chl_JETI_total_pct, transformée selon le même principe :

log(1 + Chl_JETI_total_pct)

La même stratégie de validation par arbre et les mêmes indicateurs de performance ont été utilisés que pour le modèle d'infestation.

1.6.9. Environnement logiciel et reproductibilité

La préparation du jeu de données analytique, les analyses statistiques et chimiométriques ainsi que la génération des figures ont été réalisées dans un environnement Python 3. La manipulation et le contrôle des données ont reposé principalement sur pandas et NumPy, les calculs statistiques sur SciPy, et les analyses multivariées (PCA et PLSR) sur scikit-learn. Les représentations graphiques ont été produites avec Matplotlib. Les scripts de traitement, les jeux de données intermédiaires et les fichiers d'export ont été conservés dans le dossier reproductible associé à l'étude. L'analyse des images a été réalisée séparément sous ImageJ/Fiji, comme décrit à la section 2.4.

1.7. Analyses complémentaires de robustesse

Plusieurs analyses complémentaires ont été réalisées afin de vérifier que les conclusions ne dépendaient pas d'un choix méthodologique particulier ou d'un seul arbre. Elles ont porté notamment sur le mode d'agrégation des répétitions spectrales, l'influence de l'arbre d'origine, une formulation alternative du modèle et un test de permutation intra-arbre.

Ces vérifications sont présentées de manière synthétique dans le chapitre des Résultats, tandis que leurs détails sont reportés en annexe afin de ne pas alourdir le corps du mémoire.

Chapitre II : Résultats

2.1. Introduction

Ce chapitre présente les principaux résultats obtenus concernant les relations entre l'infestation des feuilles d'oranger par *Parlatoria ziziphi* et leurs caractéristiques spectrales. Il expose d'abord les résultats du contrôle qualité des mesures, ainsi que la quantification de l'infestation et de la chlorose par analyse d'images. Il présente ensuite les variations des signatures spectrales dans les domaines visible et proche infrarouge (VIS–NIR), les résultats de l'analyse en composantes principales (PCA) et les performances des modèles de régression (PLSR) développés pour estimer l'intensité de l'infestation et de la chlorose.

2.2. Contrôle qualité des acquisitions spectrales

Les cinq répétitions techniques réalisées pour chaque feuille ont montré une très bonne répétabilité des mesures. Les différents indicateurs de contrôle qualité confirmaient une forte similitude entre les spectres obtenus pour une même feuille (Tableau 2).

Au total, 44 feuilles ont été classées conformes et une seule, Ar01_FI01, a été conservée avec un statut de surveillance. Aucune feuille n'a été exclue : les 45 feuilles et les 225 acquisitions ont donc été conservées. Pour la suite des analyses, chaque feuille a été représentée principalement par la moyenne de ses cinq répétitions.

Tableau 2. Synthèse du contrôle qualité des acquisitions spectrales.

Indicateur	**Résultat global**
CV médian de la radiance intégrée	0,184 %
RRMSE maximal médian entre répétitions	0,991 %
SAM maximal médian	0,534°
Pearson minimal médian	0,999910
Feuilles OK	44
Feuilles monitor	1 (Ar01_FI01)
Feuilles exclues	0

2.3. Quantification de l'infestation et de la chlorose

2.3.1. Distribution quantitative de l'infestation

La quantification sous ImageJ/Fiji a permis d'exprimer l'intensité de l'infestation par *Parlatoria ziziphi* en pourcentage de surface occupée dans la zone réellement observée par le spectroradiomètre (Pz_JETI_pct).

Sur l'ensemble des 45 feuilles, la valeur médiane de Pz_JETI_pct était de 9,36 %, avec des valeurs comprises entre 0 et 63,89 %.

La distribution de l'infestation différait nettement selon les trois classes visuelles historiques H, MI et FI (Tableau 3).

Les 12 feuilles classées H présentaient toutes une infestation nulle dans la zone JETI, avec une médiane de 0 %.

Pour les 15 feuilles MI, la médiane atteignait 3,36 %, avec un intervalle interquartile de 2,18 à 11,67 %.

Les 18 feuilles FI présentaient les niveaux d'infestation les plus élevés, avec une médiane de 36,64 % et un intervalle interquartile de 24,35 à 41,14 %.

La quantification par analyse d'image confirmait donc globalement l'augmentation du niveau d'infestation entre les classes historiques H, MI et FI. Néanmoins, les valeurs individuelles montraient un certain chevauchement entre les groupes MI et FI. Les classes visuelles ont par conséquent été conservées pour la description des échantillons, tandis que Pz_JETI_pct a été utilisée comme variable quantitative principale dans les analyses ultérieures.

2.3.2. Distribution de la chlorose

La chlorose présentait une variabilité plus importante entre les feuilles que l'infestation.

Sur l'ensemble des 45 feuilles, la médiane de Chl_JETI_total_pct, correspondant à la proportion de la zone JETI totale occupée par du tissu chlorotique, était de 2,02 %. Les valeurs variaient de 0 à 74,18 %.

Lorsque la chlorose était exprimée uniquement par rapport au tissu végétal visible (Chl_JETI_tissue_pct), la médiane globale était de 2,60 %, avec des valeurs allant de 0 à 74,79 %.

Les feuilles H présentaient une médiane de chlorose nulle. Chez les feuilles MI, la médiane de Chl_JETI_total_pct était de 2,45 %, tandis qu'elle atteignait 5,44 % chez les feuilles FI.

Cependant, contrairement à l'infestation, la chlorose ne suivait pas systématiquement les classes visuelles. Une forte variabilité individuelle était observée à l'intérieur des groupes MI et FI.

Le cas de la feuille Ar02_MI02 illustre cette hétérogénéité : bien qu'elle appartienne à la classe historique MI, 74,18 % de la zone JETI était identifiée comme chlorotique (Chl_JETI_total_pct), et la chlorose représentait 74,79 % du tissu végétal visible.

Ces observations montrent que l'intensité de l'infestation et la chlorose ne présentent pas exactement la même distribution parmi les feuilles. Leur relation quantitative est examinée dans la section suivante. La distribution individuelle de l'infestation et de la chlorose selon les classes historiques est présentée dans la Figure 10.

Tableau 3. Distribution de l'infestation et de la chlorose selon les classes visuelles historiques.

Classe	**n**	**Pz_JETI médiane (%)**	**Pz_JETI Q1–Q3 (%)**	**Chl_JETI_tissue médiane (%)**	**Chl_JETI_total médiane (%)**
H	12	0,00	0,00–0,00	0,00	0,00
MI	15	3,36	2,18–11,67	2,58	2,45
FI	18	36,64	24,35–41,14	8,80	5,44

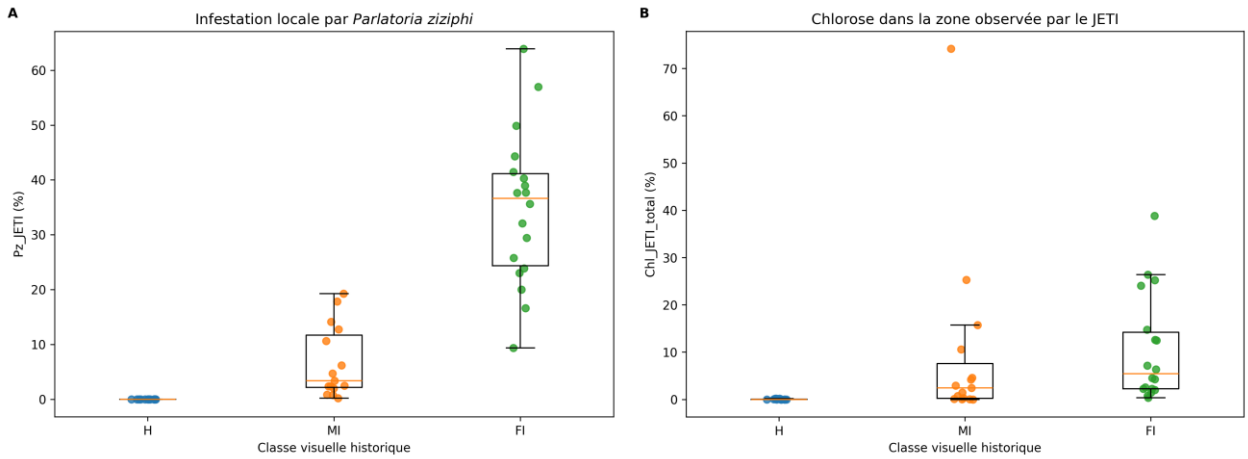


Figure 10. Distribution de l'infestation et de la chlorose selon les classes visuelles historiques. (A) Proportion de la zone JETI occupée par *Parlatoria ziziphi* (Pz_JETI_pct). (B) Proportion de la zone JETI occupée par du tissu chlorotique (Chl_JETI_total_pct). Les points représentent les feuilles individuelles.

2.4. Relation entre l'infestation et la chlorose

Sur l'ensemble des 45 feuilles, l'infestation était positivement associée à la chlorose. La corrélation de Spearman atteignait ρ = 0,621 pour Chl_JETI_total_pct et ρ = 0,675 pour Chl_JETI_tissue_pct ; dans les deux cas, $p < 0,001$.

Lorsque l'analyse était limitée aux 33 feuilles déjà infestées (MI et FI), cette relation devenait faible et non significative : ρ = 0,142 (p = 0,429) pour Chl_JETI_total_pct et ρ = 0,277 (p = 0,118) pour Chl_JETI_tissue_pct.

Ces résultats montrent que l'infestation et la chlorose sont liées à l'échelle de l'ensemble des feuilles, mais qu'elles ne varient pas de façon strictement proportionnelle parmi les feuilles déjà infestées. Elles ont donc été considérées comme deux variables biologiques distinctes dans les analyses spectrales. Cette relation est illustrée dans la Figure 11.

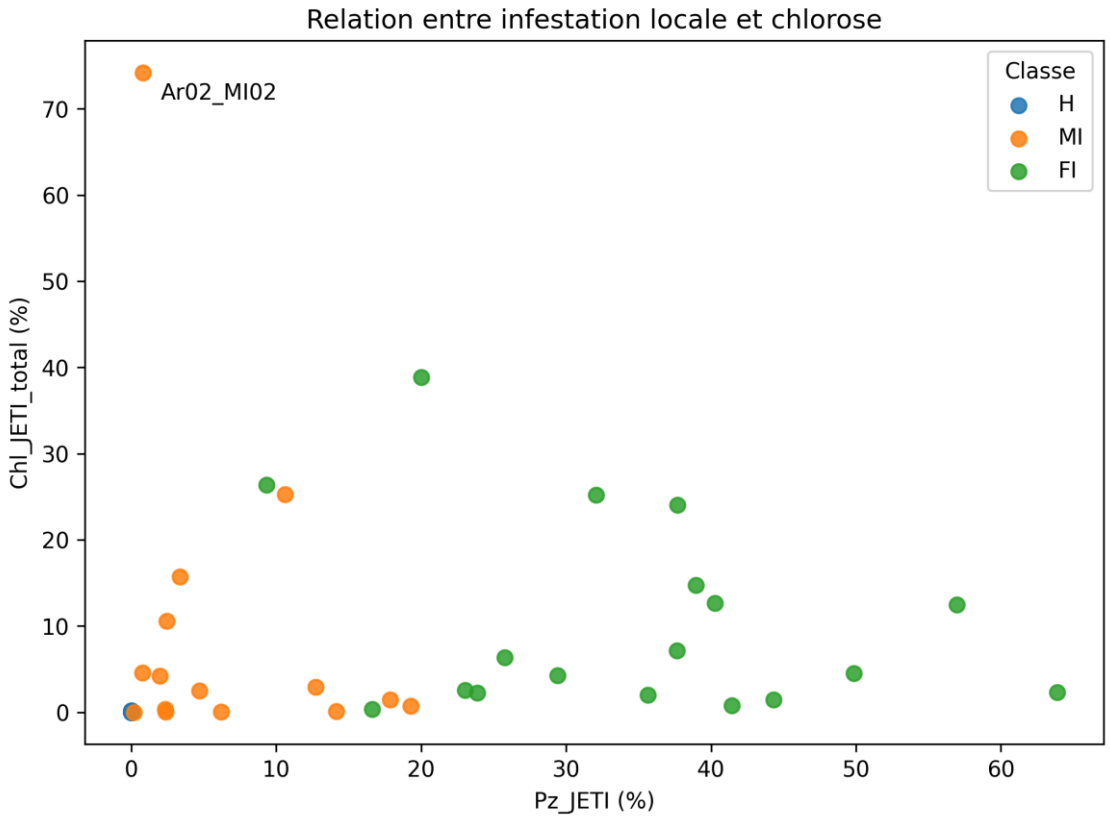


Figure 11. Relation entre l'intensité locale de l'infestation par *Parlatoria ziziphi* (Pz_JETI_pct) et la chlorose (Chl_JETI_total_pct) pour les 45 feuilles. Les classes visuelles historiques H, MI et FI sont distinguées ; la feuille Ar02_MI02, caractérisée par une chlorose particulièrement élevée, est indiquée.

2.5. Réponse spectrale associée à l'infestation

2.5.1. Profils spectraux selon les classes d'infestation

L'examen des spectres moyens Rrel a mis en évidence des différences entre les feuilles appartenant aux trois classes visuelles historiques H, MI et FI.

Dans le domaine visible, les trois groupes présentaient des profils de forme globalement comparable, mais certaines différences d'amplitude apparaissaient notamment dans la région du rouge.

Les différences devenaient plus marquées à partir de la transition vers le proche infrarouge. Les feuilles fortement infestées (FI) présentaient globalement des valeurs de Rrel plus faibles que les feuilles saines et moyennement infestées après le red edge et dans une grande partie du domaine NIR.

Les feuilles H et MI présentaient des profils plus proches l'un de l'autre, tandis que les feuilles FI se distinguaient davantage dans cette région spectrale.

L'écart moyen le plus important entre les profils H et FI était observé autour de 776 nm. À cette longueur d'onde, le Rrel moyen était d'environ 0,667 pour les feuilles H contre 0,476 pour les feuilles FI, soit une différence d'environ 0,191 unité de Rrel.

Cette longueur d'onde correspond toutefois au maximum d'une différence appartenant à une région spectrale plus large et ne doit pas être considérée isolément comme spécifique de l'infestation. Les profils spectraux moyens des trois classes sont présentés dans la Figure 12.

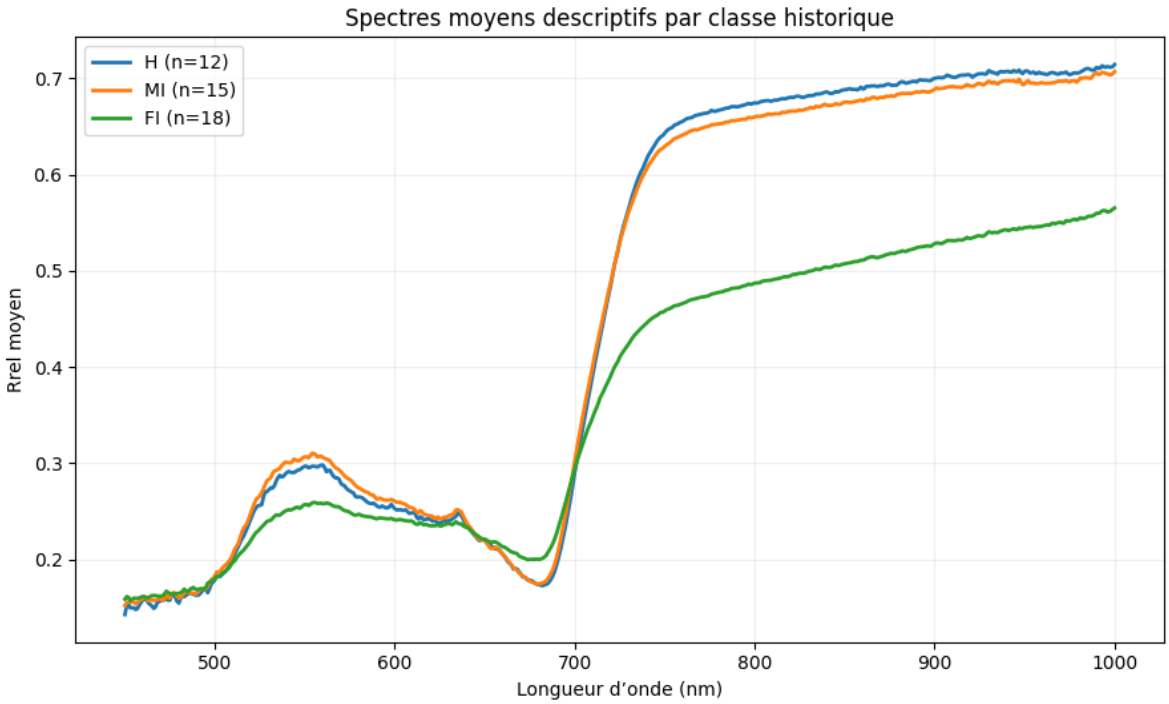


Figure 12. Signatures spectrales moyennes Rrel des feuilles selon les classes visuelles historiques H, MI et FI, entre 450 et 1000 nm.

2.5.2. Régions spectrales associées à l'infestation

L'analyse longueur d'onde par longueur d'onde a confirmé que l'intensité de l'infestation était associée à plusieurs régions du spectre. Après prise en compte de l'effet de l'arbre et de la chlorose, les associations étaient principalement positives dans certaines parties du visible (450–510 nm et 608–698 nm) et négatives dans le red edge et le proche infrarouge (717–1000 nm). L'association positive la plus élevée était observée autour de 685 nm (Figure 12).

Lorsque l'analyse était limitée aux 33 feuilles déjà infestées (MI et FI), une organisation comparable persistait : le signal augmentait avec l'infestation dans certaines régions du visible et diminuait nettement à partir du red edge jusqu'au NIR. L'association la plus forte se situait autour de 736 nm et était négative.

Ces résultats montrent que le gradient spectral ne dépend pas uniquement de l'opposition entre feuilles saines et infestées, mais reste observable parmi les feuilles déjà infestées. La Figure 13 synthétise ces deux analyses.

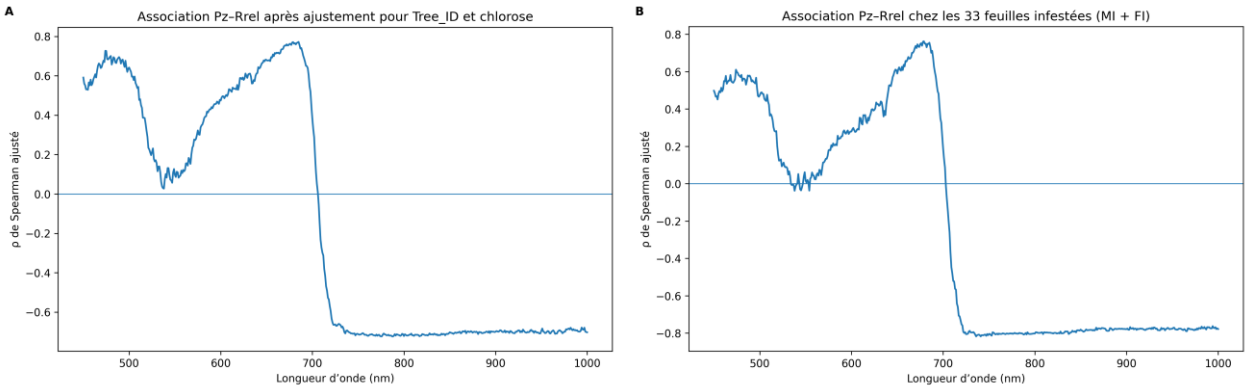


Figure 13. Associations entre l'intensité locale d'infestation et les signatures spectrales. (A) Coefficient de Spearman entre Pz_JETI_pct et Rrel après prise en compte de Tree_ID et de Chl_JETI_total_pct, pour les 45 feuilles. (B) Association entre Pz_JETI_pct et Rrel après prise en compte de Tree_ID, limitée aux 33 feuilles infestées (MI + FI).

2.5.4. Associations spectrales avec la chlorose

La chlorose présentait également certaines associations avec le spectre lorsque l'effet de l'arbre était pris en compte. Cependant, ces associations diminuaient fortement lorsque l'intensité de l'infestation était considérée simultanément.

Après cette prise en compte conjointe, aucune des 551 bandes ne restait significativement associée à la chlorose après correction pour les comparaisons multiples. Dans les conditions de cette étude, le signal spectral indépendant était donc plus marqué pour l'infestation que pour la chlorose.

2.6. Analyse en composantes principales des signatures spectrales

L'analyse en composantes principales (PCA) réalisée à partir des 45 feuilles et des 551 bandes spectrales a permis de résumer l'essentiel de la variabilité des signatures VIS–NIR sur un nombre réduit d'axes (Figure 14).

Les deux premières composantes expliquaient à elles seules 98,82 % de la variance spectrale totale, avec :

- PC1 : 53,38 % ;
- PC2 : 45,45 %.

La représentation des feuilles dans le plan PC1–PC2 montrait que les échantillons ne formaient pas trois groupes totalement distincts selon les classes visuelles historiques H, MI et FI.

Les feuilles H et MI présentaient notamment un chevauchement important, tandis que les feuilles FI occupaient globalement une position plus distincte dans l'espace factoriel. Une certaine dispersion restait néanmoins observable au sein de cette classe.

Cette organisation confirme que les classes visuelles ne correspondent pas à trois ensembles spectraux parfaitement séparés. La variabilité spectrale apparaît davantage organisée selon un gradient continu, compatible avec les différences quantitatives d'infestation mises en évidence par ImageJ/Fiji.

Lorsque les scores individuels étaient examinés en relation avec Pz_JETI_pct, les niveaux élevés d'infestation étaient associés à un déplacement progressif des observations dans l'espace défini par PC1 et PC2. L'intensité d'infestation était ainsi associée à une part importante de l'organisation spectrale observée.

Cependant, la distribution des échantillons montrait également une certaine organisation selon leur arbre d'origine (Tree_ID), indiquant que la variabilité inter-arbres constituait elle aussi une composante non négligeable du signal spectral. La Figure 13 présente la PCA selon les classes historiques et selon le gradient quantitatif de Pz_JETI_pct.

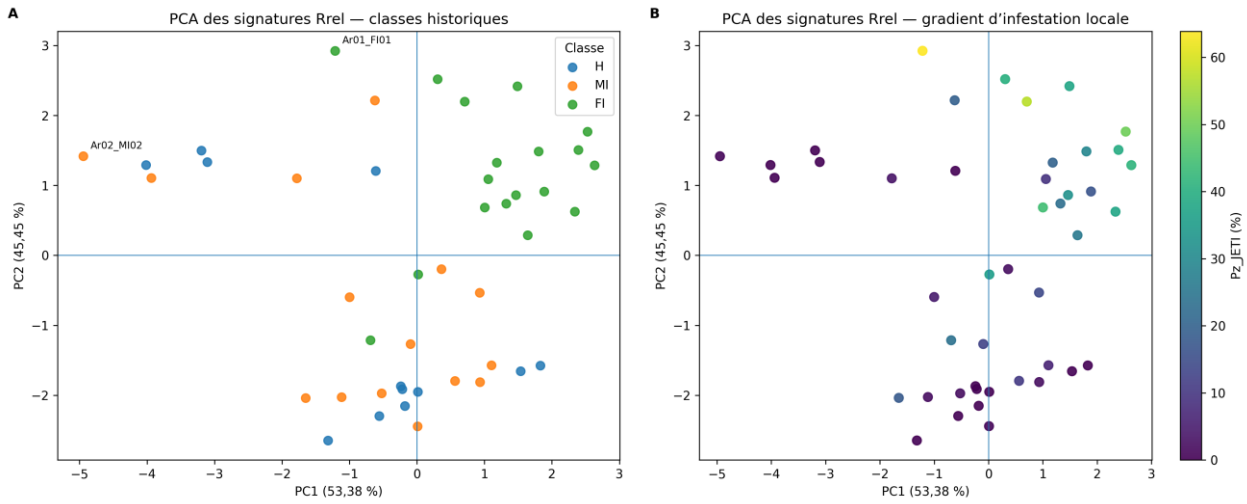


Figure 14. Analyse en composantes principales des signatures spectrales Rrel entre 450 et 1000 nm. (A) Projection des 45 feuilles selon les classes visuelles historiques H, MI et FI. (B) Même espace factoriel représenté selon le gradient quantitatif de Pz_JETI_pct.

L'examen des contributions des longueurs d'onde aux deux premiers axes montrait principalement une opposition entre le visible rouge et les régions du red edge/NIR, en accord avec les tendances décrites précédemment.

La PCA étant une méthode non supervisée, elle décrit la structure générale des spectres mais ne permet pas, à elle seule, d'attribuer toutes les différences observées à *P. ziziphi*.

2.7. Prédiction quantitative de l'infestation par PLSR

2.7.1. Performances du modèle de prédiction

La capacité des signatures VIS–NIR à estimer quantitativement l'intensité locale de l'infestation a été évaluée par PLSR. Le modèle principal utilisait la transformation log(1 + Pz_JETI_pct) et une validation leave-one-tree-out : à chaque étape, les feuilles d'un arbre étaient prédites à partir d'un modèle construit avec les huit autres arbres.

Le modèle obtenait un R^2 de 0,401 et un RMSE de 13,98 %. Il expliquait donc environ 40 % de la variabilité externe de l'infestation, ce qui traduit une capacité prédictive réelle mais encore modérée. La relation entre valeurs observées et prédites est présentée dans la Figure 15.

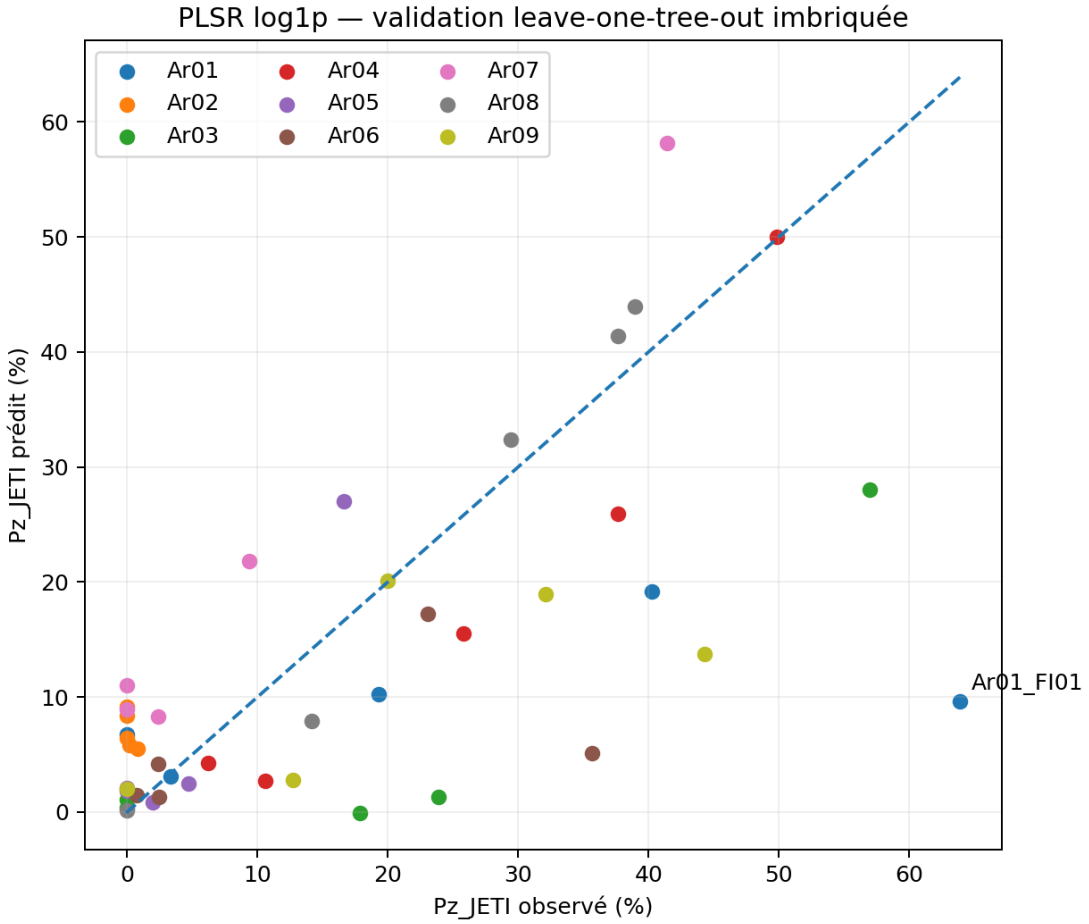


Figure 15. Relation entre les valeurs observées et prédites de Pz_JETI_pct obtenues par PLSR avec validation leave-one-tree-out imbriquée. La ligne en pointillés représente l'égalité entre les valeurs observées et prédites.

La transformation logarithmique améliorait les performances par rapport au modèle utilisant directement les valeurs brutes de Pz_JETI_pct. Malgré cette amélioration, certaines fortes infestations restaient sous-estimées, en particulier Ar01_FI01.

Le modèle doit donc être considéré comme une preuve de faisabilité : les spectres contiennent une information quantitative sur l'infestation, mais la précision reste insuffisante pour une utilisation opérationnelle.

2.7.2. Régions spectrales contribuant à la prédiction

L'importance des différentes longueurs d'onde dans le modèle a été examinée à l'aide des valeurs VIP (Variable Importance in Projection). Une valeur VIP supérieure à 1 indique une contribution relativement importante à la prédiction.

Les valeurs les plus élevées étaient principalement situées entre 725 et 1000 nm, avec un maximum autour de 776 nm (Figure 16). Ces résultats confirment surtout l'importance du red edge et du proche infrarouge ; 776 nm ne doit pas être considéré comme une longueur d'onde unique spécifique de *P. ziziphi*.

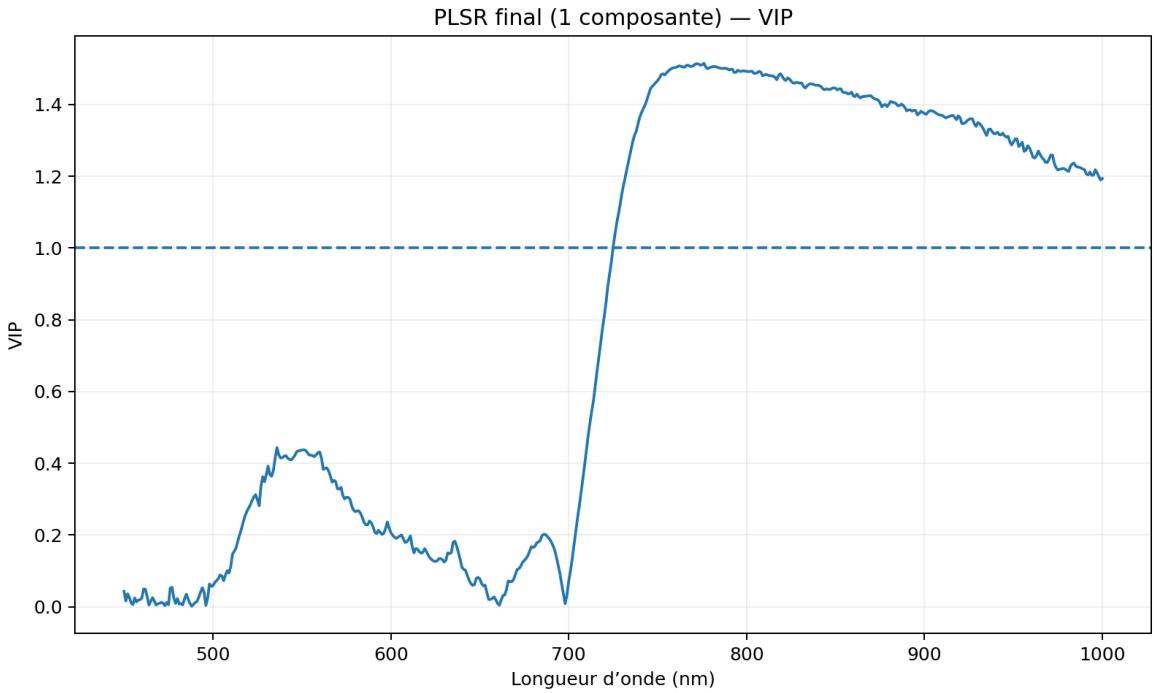


Figure 16. Importance des variables (VIP) du modèle PLSR final de prédiction de l'infestation. La ligne horizontale indique le seuil VIP = 1.

2.8. Prédiction quantitative de la chlorose

La même approche PLSR a été appliquée à la chlorose (Chl_JETI_total_pct), avec la même validation par arbre.

Les performances étaient nettement moins bonnes que pour l'infestation, avec un R^2 de −0,079 et un RMSE de 14,04 %. Le R^2 négatif indique que le modèle ne permettait pas de prédire la chlorose de manière robuste sur un arbre non utilisé lors de l'apprentissage.

Ainsi, dans les conditions de cette étude, les signatures VIS–NIR étaient plus informatives pour l'intensité locale de l'infestation que pour la chlorose. Les principaux indicateurs des deux modèles sont comparés dans le Tableau 4.

Tableau 4. Comparaison des performances prédictives des modèles PLSR de l'infestation et de la chlorose.

Variable prédite	RMSE (%)	MAE (%)	R^2	Spearman ρ
Pz_JETI_pct	13,98	9,22	0,401	0,622
Chl_JETI_total_pct	14,04	6,95	−0,079	0,321

2.9. Vérification de la robustesse des résultats

Plusieurs analyses complémentaires ont été réalisées afin de vérifier que le résultat principal ne dépendait pas d'un choix méthodologique particulier.

Les modèles construits à partir de la moyenne ou de la médiane des cinq répétitions donnaient des performances très proches (R^2 = 0,401 contre 0,384), avec des prédictions presque identiques (ρ ≈ 0,999). Une approche alternative en deux étapes n'a pas amélioré la prédiction.

Le test de permutation intra-arbre a montré que la performance observée était très difficile à obtenir après rupture aléatoire de la relation entre infestation et spectre (p = 0,0005). Par ailleurs, le retrait successif de chacun des neuf arbres ne supprimait pas la capacité prédictive globale, et le gradient d'infestation restait visible dans la PCA de sensibilité.

Dans leur ensemble, ces vérifications montrent que le signal associé à l'infestation est relativement stable dans le jeu de données étudié. Les résultats détaillés de ces analyses sont présentés en annexe, tandis que le Tableau 5 en fournit une synthèse.

Tableau 5. Synthèse des analyses complémentaires de robustesse.

Analyse	Résultat principal	Conclusion
Moyenne vs médiane	R^2 = 0,401 vs 0,384 ; ρ prédictions ≈ 0,999	Résultats très stables
Modèle en deux étapes	R^2 ≈ 0,152 ; RMSE ≈ 16,64 %	Pas d'amélioration

Analyse	**Résultat principal**	**Conclusion**
1999 permutations intra-arbre	p = 0,0005	Performance observée supérieure au hasard intra-arbre
Retrait successif des arbres	$R^2 \approx 0,337–0,534$	Pas de dépendance à un seul arbre
PCA corrigée de Tree_ID	Gradient Pz maintenu	Signal Pz encore visible

2.10. Conclusion

Les résultats obtenus montrent que les signatures spectrales des feuilles d'oranger présentent des variations associées à l'intensité de l'infestation par *Parlatoria ziziphi*. L'analyse des données spectrales a permis de mettre en évidence un potentiel de prédiction de l'infestation, avec des performances toutefois modérées (R^2 = 0,401). En revanche, les résultats n'ont pas permis d'établir un modèle fiable pour prédire la chlorose. Dans l'ensemble, ces observations montrent l'intérêt de la spectroradiométrie VIS–NIR pour l'étude des infestations foliaires, tout en soulignant certaines limites qui seront examinées dans le chapitre suivant, consacré à la discussion.

Chapitre III : Discussion

3.1. Introduction

Ce chapitre est consacré à l'interprétation des principaux résultats obtenus et à leur comparaison avec les travaux scientifiques antérieurs. Il examine la fiabilité du protocole expérimental, les relations entre l'infestation par *Parlatoria ziziphi*, la chlorose et les variations spectrales des feuilles d'oranger, ainsi que les performances des modèles de prédiction. Les limites de l'étude et les perspectives d'utilisation de la spectroradiométrie VIS–NIR pour la surveillance des ravageurs en agriculture de précision sont également abordées.

3.2. Fiabilité du protocole et intérêt de la quantification locale

Avant d'interpréter les différences entre les feuilles, il était nécessaire de vérifier que les mesures spectrales étaient suffisamment répétables. Les cinq acquisitions réalisées pour chaque feuille ont montré une très faible variabilité technique : 44 feuilles sur 45 ont été classées conformes et aucune n'a été exclue. Cette stabilité indique que les différences observées entre les signatures spectrales proviennent principalement de la variabilité biologique des feuilles plutôt que d'un manque de répétabilité de l'instrument.

La normalisation par une référence blanche a également permis de comparer les acquisitions réalisées au cours de la campagne. Il faut toutefois rappeler que la surface de PTFE utilisée n'était pas un étalon de réflectance certifié. Les valeurs obtenues ont donc été interprétées comme un rapport radiométrique relatif au blanc (Rrel), et non comme une réflectance absolue. Cette précaution est importante, car la réflectance dépend de la géométrie de mesure et des conditions de calibration (Schaepman-Strub et al., 2006). Les résultats sont ainsi adaptés aux comparaisons internes entre les feuilles de cette expérimentation, mais les valeurs absolues ne doivent pas être directement comparées à celles obtenues avec d'autres dispositifs.

Un autre point fort du protocole est la correspondance entre la zone mesurée par le JETI et la zone quantifiée sur la photographie. Cette précaution était particulièrement importante pour *Parlatoria ziziphi*, dont la répartition sur une feuille peut être très hétérogène. Les travaux réalisés sur agrumes en Algérie montrent d'ailleurs que l'infestation varie selon la position et l'exposition des organes sur l'arbre (Taibi et al., 2016). Relier un spectre local à une mesure réalisée sur l'ensemble de la feuille aurait donc pu introduire un décalage entre le signal optique et la variable biologique étudiée.

La quantification sous ImageJ/Fiji a permis de dépasser la seule classification visuelle H, MI et FI. Ces classes décrivaient correctement la tendance générale : les feuilles H étaient non infestées, les feuilles MI présentaient des niveaux faibles à modérés et les feuilles FI les niveaux les plus élevés. Cependant, un chevauchement existait entre certaines feuilles MI et FI. L'utilisation d'une variable continue de surface occupée, Pz_JETI_pct, était donc plus adaptée aux analyses de corrélation et de régression. L'analyse d'image est justement utilisée pour obtenir des mesures plus objectives et reproductibles que les seules estimations visuelles de sévérité ou d'occupation (Bock et al., 2010).

3.3. Relation entre l'infestation et la chlorose

Sur l'ensemble des 45 feuilles, l'infestation était positivement associée à la chlorose. Les coefficients de Spearman atteignaient 0,621 pour la chlorose calculée sur la zone totale et 0,675 lorsqu'elle était rapportée au tissu végétal visible. Cette relation est cohérente avec l'idée qu'une attaque plus importante peut s'accompagner d'une altération plus visible du limbe.

Cependant, la relation devenait faible et non significative lorsque seules les 33 feuilles déjà infestées étaient considérées. Autrement dit, les feuilles les plus occupées par *P. ziziphi* n'étaient pas nécessairement celles présentant la chlorose la plus forte. Le cas de Ar02_MI02 est particulièrement parlant : cette feuille présentait une chlorose très importante, proche de 74 % de la zone JETI, alors que son niveau d'infestation n'était pas parmi les plus élevés. L'infestation mesurée et la chlorose doivent donc être considérées comme deux informations liées, mais différentes.

Cette distinction est importante pour l'interprétation spectrale. La chlorose décrit une modification visible du tissu, alors que Pz_JETI_pct mesure la surface occupée par les cochenilles au moment de l'observation. Une modification de la couleur d'une feuille peut être liée à des changements de pigments, en particulier de chlorophylle, qui influencent fortement la réponse spectrale dans le visible et le red edge (Blackburn, 2007). Dans la présente étude, la chlorose ne pouvait donc pas être utilisée comme un simple substitut de l'intensité d'infestation. Le choix de conserver les deux variables séparément était justifié.

3.4. Modifications spectrales associées à l'infestation

Les résultats montrent que l'intensité de l'infestation par *P. ziziphi* est associée à des modifications mesurables des signatures VIS-NIR. Les profils moyens des trois classes avaient une forme générale comparable dans le visible, mais les différences devenaient plus nettes à partir du red edge et dans le proche infrarouge. Les feuilles fortement infestées présentaient globalement des

valeurs de Rrel plus faibles que les feuilles saines dans une grande partie du NIR, avec un écart moyen maximal autour de 776 nm.

L'analyse longueur d'onde par longueur d'onde confirme que cette différence ne correspond pas uniquement à une baisse générale du signal. Après prise en compte de l'effet de l'arbre et de la chlorose, l'infestation restait positivement associée à certaines régions du visible, notamment 450-510 nm et 608-698 nm, alors qu'une association négative apparaissait entre 717 et 1000 nm. Le maximum positif se situait autour de 685 nm. Lorsque les feuilles saines étaient retirées de l'analyse, une organisation comparable persistait parmi les seules feuilles infestées, avec une association particulièrement forte autour de 736 nm. Le gradient spectral ne dépend donc pas seulement de l'opposition entre feuilles saines et infestées.

Ces régions sont biologiquement plausibles. Dans le visible, la réponse spectrale d'une feuille est fortement influencée par les pigments. Carter (1993) a notamment montré que différents stress végétaux pouvaient modifier la réflectance dans plusieurs régions du visible, avec une forte sensibilité autour du rouge. Le red edge correspond à la transition entre la forte absorption dans le rouge et la forte diffusion dans le proche infrarouge ; il est donc sensible aux changements de l'état physiologique et de la structure foliaire. Des modifications spectrales dans le visible, le red edge et le NIR ont également été observées lors d'infestations par des insectes. Par exemple, Chen et al. (2018) ont mis en évidence des changements de réflectance sur cotonnier infesté par des pucerons, tandis que Nansen et al. (2021) ont montré que des infestations précoces par différents arthropodes pouvaient modifier la composition des feuilles et leur réflectance.

Il faut néanmoins rester prudent sur l'origine exacte du signal obtenu ici. Le spectroradiomètre observait en même temps le tissu foliaire et les boucliers de *P. ziziphi* présents à sa surface. La signature mesurée peut donc combiner deux effets : d'une part, les modifications physiologiques ou structurales de la feuille liées au stress ; d'autre part, la contribution optique directe des cochenilles et de leurs boucliers. Le protocole ne permet pas de séparer ces deux composantes. Il est donc préférable de parler d'une signature spectrale associée à l'infestation plutôt que d'un biomarqueur spécifique de *P. ziziphi*. Cette prudence est également recommandée de manière générale en télédétection des stress végétaux, car plusieurs stress peuvent produire des réponses spectrales partiellement similaires (Lassalle, 2021).

Enfin, les maxima observés autour de 685, 736 ou 776 nm ne doivent pas être interprétés comme trois longueurs d'onde uniques permettant à elles seules de diagnostiquer le ravageur. Les bandes spectrales voisines sont fortement corrélées et les résultats mettent surtout en évidence des régions d'intérêt : le rouge, le red edge et le proche infrarouge. Ces régions pourront servir de base à des

travaux futurs de sélection de bandes, mais elles doivent d'abord être confirmées sur un jeu de données plus large et indépendant.

3.5. Apport de l'analyse en composantes principales

La PCA a permis de résumer une grande partie de l'information spectrale : PC1 et PC2 expliquaient ensemble 98,82 % de la variance totale. Cette forte réduction de dimension est cohérente avec la nature des données spectrales, dans lesquelles les bandes voisines sont très corrélées. La PCA est précisément utilisée pour représenter un grand nombre de variables par un nombre réduit de composantes qui résument les principales directions de variation (Jolliffe & Cadima, 2016).

La représentation des feuilles ne montrait toutefois pas trois groupes parfaitement séparés selon les classes H, MI et FI. Les feuilles H et MI se chevauchaient largement, alors que les feuilles FI étaient globalement plus distinctes. Cette organisation est cohérente avec la quantification ImageJ/Fiji : l'infestation formait davantage un gradient continu qu'une séparation nette en trois niveaux. Lorsque les scores étaient représentés selon Pz_JETI_pct, ce gradient apparaissait plus clairement.

La PCA montrait également une certaine organisation des échantillons selon leur arbre d'origine. Cela signifie que l'infestation n'est pas la seule source de variation spectrale. Des différences naturelles entre arbres et feuilles peuvent aussi influencer les mesures. Cette observation justifie la stratégie utilisée ensuite pour la prédiction : les feuilles d'un même arbre ne devaient pas être réparties simultanément dans les données d'apprentissage et de test. La PCA reste cependant une analyse exploratoire ; elle montre une structure dans les données mais ne permet pas, à elle seule, de démontrer une capacité de prédiction.

3.6. Potentiel de prédiction quantitative de l'infestation par PLSR

La régression PLS a été utilisée pour vérifier si l'ensemble du spectre pouvait servir à estimer quantitativement l'intensité locale de l'infestation. Cette méthode est adaptée aux données spectrales comportant de nombreuses variables fortement corrélées, car elle construit un nombre réduit de composantes utiles à la prédiction (Geladi & Kowalski, 1986).

Avec la transformation log(1 + Pz_JETI_pct) et une validation leave-one-tree-out, le modèle obtenait un R^2 de 0,401, un RMSE de 13,98 % et une corrélation de Spearman de 0,622 entre les valeurs observées et prédites. Ces performances indiquent qu'une information quantitative sur l'infestation est bien présente dans les spectres, mais que la précision reste modérée. Le modèle

restitue une partie du gradient d'infestation, sans permettre encore une estimation suffisamment précise pour une application opérationnelle.

Le choix d'une validation par arbre est important. Les cinq feuilles provenant d'un même arbre partagent une partie de leur histoire biologique et ne peuvent pas être considérées comme totalement indépendantes. Une séparation aléatoire feuille par feuille aurait pu placer des feuilles du même arbre à la fois dans l'apprentissage et dans le test, ce qui aurait risqué de surestimer la capacité de généralisation. Les stratégies de validation doivent respecter les structures hiérarchiques ou groupées lorsque celles-ci existent dans les données (Roberts et al., 2017). Le résultat obtenu correspond donc à une situation plus exigeante : le modèle devait prédire les feuilles d'un arbre qui n'avait pas participé à son ajustement.

Les performances restent inférieures à celles de certaines études hyperspectrales réalisées sur d'autres ravageurs. Shukla et al. (2024), par exemple, ont obtenu un R^2 de 0,71 pour l'estimation d'un grade d'infestation du puceron de la moutarde à partir de données spectrales. Cette comparaison doit cependant rester prudente, car les espèces étudiées, les variables à prédire, les effectifs, les conditions d'acquisition et les méthodes de validation diffèrent. Le R^2 de 0,401 obtenu ici doit donc être interprété dans le contexte d'une première étude sur *P. ziziphi* avec seulement neuf arbres et une validation groupée stricte.

Certaines feuilles restaient difficiles à prédire, en particulier Ar01_FI01, dont l'infestation observée atteignait 63,89 % alors que le modèle la sous-estimait fortement. Cette observation montre que le modèle représente encore mal certaines fortes infestations ou certaines signatures atypiques. Le fait de conserver cette feuille dans l'analyse, malgré son erreur de prédiction, est méthodologiquement préférable à une exclusion réalisée après avoir observé les résultats.

Les valeurs VIP étaient principalement supérieures à 1 entre environ 725 et 1000 nm, avec un maximum autour de 776 nm. Cette zone correspond aux tendances déjà observées dans les profils moyens et les analyses de corrélation. Cette convergence renforce la cohérence du résultat. Là encore, 776 nm doit être considéré comme le maximum d'une région informative et non comme une bande spécifique de *P. ziziphi*.

3.7. Pourquoi la chlorose a-t-elle été moins bien prédite ?

Le modèle appliqué à la chlorose présentait des performances nettement plus faibles que celui de l'infestation, avec un R^2 de -0,079 et un RMSE de 14,04 %. Un R^2 négatif signifie que, pour les arbres laissés de côté, le modèle n'apportait pas d'amélioration par rapport à une prédiction simple

fondée sur la tendance moyenne des données. Dans les conditions de cette étude, la proportion de tissu chlorotique n'a donc pas pu être prédite de manière robuste à partir des spectres.

Ce résultat ne signifie pas que le VIS-NIR n'est pas sensible à la chlorophylle ou aux pigments. Au contraire, les pigments jouent un rôle majeur dans les propriétés optiques des feuilles et peuvent être estimés par des approches hyperspectrales (Blackburn, 2007). Cependant, Chl_JETI_total_pct n'était pas une mesure directe de la concentration en chlorophylle : il s'agissait d'une proportion de surface identifiée comme chlorotique à partir de la couleur de l'image. Deux feuilles présentant la même surface chlorotique peuvent donc avoir des intensités de jaunissement ou des états physiologiques différents.

Les analyses par longueur d'onde montrent aussi qu'une partie du signal associé à la chlorose était partagée avec l'infestation et la variabilité entre arbres. Après prise en compte simultanée de Tree_ID et de Pz_JETI_pct, aucune des 551 bandes ne restait significativement associée à la chlorose après correction pour les comparaisons multiples. Ce résultat renforce l'idée que le signal spectral associé à *P. ziziphi* ne se réduit pas à la seule décoloration visible du tissu.

3.8. Robustesse et limites de l'étude

Les analyses complémentaires présentées dans les résultats et détaillées en annexe renforcent la cohérence du résultat principal. L'utilisation de la moyenne ou de la médiane des cinq répétitions techniques conduisait à des performances très proches (R^2 = 0,401 contre 0,384) et les deux séries de prédictions étaient presque identiques. Une stratégie en deux étapes, séparant d'abord présence/absence puis intensité, n'améliorait pas la prédiction. Le modèle quantitatif direct restait donc le choix le plus simple et le plus performant dans ce jeu de données.

Le test de permutation intra-arbre constitue un élément supplémentaire important. Après rupture aléatoire de l'association entre les spectres et les niveaux d'infestation à l'intérieur des arbres, aucune des 1999 permutations n'a atteint une performance équivalente ou supérieure à celle observée, soit p = 0,0005. De plus, le retrait successif des prédictions de chacun des neuf arbres maintenait un R^2 positif, compris approximativement entre 0,337 et 0,534. Ces résultats indiquent que la relation observée ne dépend pas d'un seul arbre et qu'elle est difficile à expliquer par une association aléatoire dans le jeu de données étudié.

Ces éléments de robustesse ne suppriment cependant pas les limites de l'étude. La principale est la taille de l'échantillon : 45 feuilles provenant de neuf arbres pour 551 bandes spectrales. Les situations combinant peu d'échantillons et un grand nombre de variables sont particulièrement exposées au surajustement et nécessitent une validation rigoureuse (Vabalas et al., 2019). La

validation imbriquée et groupée par arbre limite ce risque, mais elle ne remplace pas une validation externe réalisée dans un autre verger ou lors d'une autre campagne.

Le travail a également été réalisé sur un seul site, pendant une seule période et dans des conditions de mesure contrôlées. Il n'est donc pas possible d'affirmer que les mêmes relations seront retrouvées avec d'autres cultivars, à d'autres saisons ou sous des conditions de terrain variables. En verger, l'illumination, l'orientation des feuilles, les ombres et la diversité des stress peuvent modifier fortement le signal. Enfin, l'utilisation d'une référence blanche non certifiée limite l'interprétation en termes de réflectance absolue. Ces limites ne remettent pas en cause la relation observée dans le dispositif étudié, mais elles réduisent sa portée de généralisation.

3.9. Intérêt pour l'agriculture de précision et perspectives

Malgré ces limites, l'étude apporte une première preuve de faisabilité pour la caractérisation quantitative de *P. ziziphi* par spectroradiométrie VIS-NIR. L'intérêt principal n'est pas encore de proposer un outil directement utilisable au verger, mais de montrer qu'un signal lié au niveau local d'infestation peut être détecté et partiellement prédit. Cette étape est importante avant d'envisager le développement d'un capteur plus simple ou une transposition à une échelle plus large.

Dans une perspective d'agriculture de précision, les outils de télédétection et de mesure proximale peuvent contribuer à localiser les zones où la pression des ravageurs est plus forte et à mieux cibler les observations de terrain. Les approches de précision appliquées aux ravageurs visent justement à tenir compte de leur distribution spatiale souvent hétérogène afin d'améliorer la surveillance et, lorsque cela est possible, de guider des interventions localisées (Iost Filho et al., 2020). Dans le cas de *P. ziziphi*, une telle application reste cependant une perspective à moyen ou long terme.

La priorité est d'abord de confirmer les résultats avec davantage d'arbres, plusieurs dates d'échantillonnage et plusieurs vergers. Un jeu de données externe indépendant sera nécessaire pour vérifier la stabilité des régions identifiées et la performance réelle du modèle. Il serait également utile d'ajouter des mesures complémentaires, comme la chlorophylle par SPAD, l'état hydrique ou la température foliaire, afin de mieux distinguer les effets directement liés à l'infestation des autres sources de variation physiologique.

Si les régions du rouge, du red edge et du proche infrarouge sont confirmées, une seconde étape pourrait consister à réduire le nombre de bandes nécessaires. Des travaux sur d'autres infestations montrent qu'il est possible d'identifier des régions ou des bandes sensibles et de construire des modèles à partir de données spectrales de terrain (Shukla et al., 2024). Cette réduction pourrait

ouvrir la voie à un dispositif multispectral moins complexe qu'un spectroradiomètre complet. Avant toute application pratique, il faudra toutefois vérifier la spécificité du signal vis-à-vis d'autres ravageurs, maladies, carences ou stress hydriques pouvant produire des réponses spectrales proches (Lassalle, 2021).

Conclusion générale

Conclusion générale

Cette étude avait pour objectif d'évaluer le potentiel de la spectroradiométrie VIS-NIR, associée à l'analyse quantitative d'images, pour caractériser l'intensité locale de l'infestation des feuilles d'oranger par *Parlatoria ziziphi*. L'approche reposait sur des mesures réalisées avec le JETI SPECTRAVAL 1501-NIR et sur une quantification de l'infestation et de la chlorose sous ImageJ/Fiji dans la même zone foliaire.

Le contrôle qualité a montré une très bonne répétabilité des acquisitions. La quantification par image a confirmé le gradient général entre les classes H, MI et FI, tout en montrant qu'une variable continue, Pz_JETI_pct, décrivait mieux la variabilité réelle entre les feuilles. L'infestation et la chlorose étaient associées à l'échelle de l'ensemble des échantillons, mais leur relation devenait faible parmi les seules feuilles infestées. Elles représentent donc deux composantes biologiques différentes.

Les signatures spectrales étaient liées au niveau d'infestation dans plusieurs régions du VIS-NIR. Les résultats convergent principalement vers le rouge, le red edge et le proche infrarouge. Les relations persistaient après prise en compte de l'effet de l'arbre et de la chlorose, ainsi que lorsque l'analyse était limitée aux feuilles infestées. La PCA a également montré un gradient spectral associé à l'intensité de l'infestation, tout en révélant une variabilité entre arbres.

Le modèle PLSR validé par une stratégie leave-one-tree-out a obtenu un R^2 de 0,401 et un RMSE de 13,98 %. Il permet donc de restituer une partie du gradient d'infestation sur un arbre non utilisé pour l'apprentissage, mais sa précision reste insuffisante pour une application opérationnelle. À l'inverse, la chlorose n'a pas pu être prédite de manière robuste. Les analyses de robustesse ont montré que le résultat principal était stable vis-à-vis du mode d'agrégation des répétitions, ne dépendait pas d'un seul arbre et était très difficile à reproduire après permutation aléatoire des niveaux d'infestation.

Ces résultats constituent une preuve de faisabilité et non un outil finalisé. Le nombre limité d'arbres, l'utilisation d'un seul site et d'une seule campagne ainsi que les conditions contrôlées de mesure imposent de rester prudent sur la généralisation. Des travaux futurs devront inclure davantage d'arbres, plusieurs vergers et plusieurs périodes, puis une validation externe indépendante. La confirmation des régions spectrales les plus informatives pourrait ensuite permettre de tester un nombre réduit de bandes et d'évaluer, à plus long terme, leur intérêt pour des outils de surveillance compatibles avec l'agriculture de précision.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

Abdel-Aziz, N. F., Salem, H. A.-N., El-Bakry, A. M., & Sammour, E. A. (2022). Characterization and insecticidal activity of two natural formulation types against the scale insect (Parlatoria ziziphi) and their biochemical effects on Citrus aurantium. Bulletin of the National Research Centre, 46, 244. https://doi.org/10.1186/s42269-022-00932-8.

Abdi, H., & Williams, L. J. (2010). Principal component analysis. WIREs Computational Statistics, 2(4), 433–459. https://doi.org/10.1002/wics.101

Abd-Rabou, S. (2009). Evaluation of Aphytis melinus DeBach (Hymenoptera: Chalcidoidea: Aphelinidae) in citrus orchards as a biocontrol agent of black scale, Parlatoria ziziphi (Lucas) (Hemiptera: Coccoidea: Diaspididae) in Egypt. Journal of Biological Control, 23(1), 37–41.

Ali, A., Hassan, M. U., & Kaul, H.-P. (2024). Broad scope of site-specific crop management and specific role of remote sensing technologies within it—A review. Journal of Agronomy and Crop Science, 210(4), e12732. https://doi.org/10.1111/jac.12732.

Ali-Arous, S., Djelouah, K., Houari, A., Alabi, O. J., Sétamou, M., & Sanzani, S. M. (2023). First report of Neodidymelliopsis ranunculi causing foliar black spot on citrus leaves in orchards of Algeria. Crop Protection, 174, 106422. https://doi.org/10.1016/j.cropro.2023.106422.

Aroua, K., Kaydan, M. B., Achiri, T. D., & Biche, M. (2020). The influence of the region and the host plant on population dynamics of Parlatoria ziziphi (Lucas) (Hemiptera: Diaspididae) in Mitidja (Algeria). Ecology, Environment and Conservation, 26(1), 356–363.

Aroua, K., Kaydan, M. B., Belguendouz, R., Achiri, T. D., & Biche, M. (2019). Inventory of scale insects of citrus fruits (clementine and orange) in two regions of Mitidja (Algeria). AgroBiologia, 9(2), 1707–1714.

Assouguem, A., Kara, M., Mechchate, H., Lazraq, A., AlZain, M. N., Noman, O. M., Imtara, H., Hano, C., Ibrahim, M. N., Benmessaoud, S., Farah, A., et al. (2021). Evaluation of the effect of different concentrations of spirotetramat on the diaspine scale Parlatoria ziziphi in citrus orchards. Agronomy, 11(9), 1840. https://doi.org/10.3390/agronomy11091840.

Barnes, R. J., Dhanoa, M. S., & Lister, S. J. (1989). Standard normal variate transformation and de-trending of near-infrared diffuse reflectance spectra. Applied Spectroscopy, 43(5), 772–777. https://doi.org/10.1366/0003702894202201

Belguendouz, R., Louz, S., & Bekkouche, S. (2011). The impact of the Parlatoria ziziphi infestations on physicochemical quality of citrus fruits: case of the clementine variety in Mitidja (Boufarik, Algeria). IOBC-WPRS Bulletin, pp. 137–142.

Beshara, S., Kassem, A., Fors, H., & Harraz, N. (2024). A comprehensive review and mapping citrus supply chains from a sustainability perspective across the European Union, Middle East, and Africa. Sustainability, 16(19), 8582. https://doi.org/10.3390/su16198582.

Blackburn, G. A. (2007). Hyperspectral remote sensing of plant pigments. Journal of Experimental Botany, 58(4), 855–867. https://doi.org/10.1093/jxb/erl123.

Bock, C. H., Barbedo, J. G. A., Del Ponte, E. M., Bohnenkamp, D., & Mahlein, A.-K. (2020). From visual estimates to fully automated sensor-based measurements of plant disease severity: status and challenges for improving accuracy. Phytopathology Research, 2, 9. https://doi.org/10.1186/s42483-020-00049-8.

Bock, C. H., Chiang, K.-S., & Del Ponte, E. M. (2022). Plant disease severity estimated visually: a century of research, best practices, and opportunities for improving methods and practices to maximize accuracy. Tropical Plant Pathology, 47, 25–42.

Bock, C. H., Poole, G. H., Parker, P. E., & Gottwald, T. R. (2010). Plant disease severity estimated visually, by digital photography and image analysis, and by hyperspectral imaging. Critical Reviews in Plant Sciences, 29(2), 59–107. https://doi.org/10.1080/07352681003617285.

Bro, R., & Smilde, A. K. (2014). Principal component analysis. Analytical Methods, 6(9), 2812–2831. https://doi.org/10.1039/C3AY41907J

Carter, G. A. (1993). Responses of leaf spectral reflectance to plant stress. American Journal of Botany, 80(3), 239–243. https://doi.org/10.1002/j.1537-2197.1993.tb13796.x.

Castro-Esau, K. L., Sánchez-Azofeifa, G. A., & Rivard, B. (2006). Comparison of spectral indices obtained using multiple spectroradiometers. Remote Sensing of Environment, 103(3), 276–288.

Chen, T., Zeng, R., Guo, W., Hou, X., Lan, Y., & Zhang, L. (2018). Detection of stress in cotton (Gossypium hirsutum L.) caused by aphids using leaf level hyperspectral measurements. Sensors, 18(9), 2798. https://doi.org/10.3390/s18092798.

Chong, I.-G., & Jun, C.-H. (2005). Performance of some variable selection methods when multicollinearity is present. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 78(1–2), 103–112. https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2004.12.011.

Cockfield, S. D., Potter, D. A., & Houtz, R. L. (1987). Chlorosis and reduced photosynthetic CO_2 assimilation of Euonymus fortunei infested with euonymus scale (Homoptera: Diaspididae). Environmental Entomology, 16(6), 1314–1318. https://doi.org/10.1093/ee/16.6.1314.

Cornelissen, T., Mendes, G. M., Silveira, F. A. O., Dáttilo, W., Guevara, R., Aguilar, R., Boaventura, M. G., Campos, R., Del Val, E., Demetrio, G. R., Fagundes, M., Farias, R. P., Fernandes, G. W., Fernandes, T., Gomes, I., Kloss, T., Kuchenbecker, J., Maracahipes, L., Neves, F., … Wetzel, W. C. (2026). Quantifying leaf herbivory: A guide to methodological trade-offs and best practices. Ecology, 107(2), e70308. https://doi.org/10.1002/ecy.70308.

Dao, H. T., Beattie, G. A. C., Watson, G. W., Phanthavong, S., Inkhamphay, M. L., Holford, P., & Burgess, L. (2023). Species of Diaspididae (Hemiptera: Coccomorpha) on citrus in southern Lao PDR, new records for Việt Nam, and revised records for Indochina. Journal of Asia-Pacific Entomology, 26(4), 102142. https://doi.org/10.1016/j.aspen.2023.102142.

EPPO. (2026). Parlatoria ziziphi. EPPO Global Database. https://gd.eppo.int/taxon/PARLZI.

FAO. (2026). FAOSTAT: Crops and livestock products. Food and Agriculture Organization of the United Nations. https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL.

Féret, J.-B., François, C., Asner, G. P., Gitelson, A. A., Martin, R. E., Bidel, L. P. R., 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. https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.02.012.

García Morales, M., Denno, B. D., Miller, D. R., Miller, G. L., Ben-Dov, Y., & Hardy, N. B. (2016). ScaleNet: A literature-based model of scale insect biology and systematics. Database, 2016, bav118.

Geladi, P., & Kowalski, B. R. (1986). Partial least-squares regression: a tutorial. Analytica Chimica Acta, 185, 1–17. https://doi.org/10.1016/0003-2670(86)80028-9.

Geladi, P., MacDougall, D., & Martens, H. (1985). Linearization and scatter-correction for near-infrared reflectance spectra of meat. Applied Spectroscopy, 39(3), 491–500. https://doi.org/10.1366/0003702854248656

Gitelson, A. A., & Merzlyak, M. N. (1996). Detection of red edge position and chlorophyll content by reflectance measurements near 700 nm. Journal of Plant Physiology, 148, 501–508.

Gitelson, A. A., & Merzlyak, M. N. (1998). Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves. Advances in Space Research, 22(5), 689–692.

Haddad, N., Sadoudi, D., & Garcia-Marí, F. (2019). Management of a main citrus pest black parlatoria scale Parlatoria ziziphi (Lucas) (Hemiptera: Diaspididae) in the Mediterranean basin. Journal of Fundamental and Applied Sciences, 11(1), 184–199. https://doi.org/10.4314/jfas.v11i1.13.

Hamuda, E., Mc Ginley, B., Glavin, M., & Jones, E. (2017). Automatic crop detection under field conditions using the HSV colour space and morphological operations. Computers and Electronics in Agriculture, 133, 97–107. https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.11.021

Hank, T. B., Berger, K., Bach, H., Clevers, J. G. P. W., Gitelson, A., Zarco-Tejada, P., & Mauser, W. (2019). Spaceborne imaging spectroscopy for sustainable agriculture: Contributions and challenges. Surveys in Geophysics, 40, 515–551. https://doi.org/10.1007/s10712-018-9492-0.

Horler, D. N. H., Dockray, M., & Barber, J. (1983). The red edge of plant leaf reflectance. International Journal of Remote Sensing, 4(2), 273–288. https://doi.org/10.1080/01431168308948546.

Horler, D. N. H., Dockray, M., Barber, J., & Barringer, A. R. (1983). Red edge measurements for remotely sensing plant chlorophyll content. Advances in Space Research, 3(2), 273–277. https://doi.org/10.1016/0273-1177(83)90130-8.

Hu, X., Qiao, H., Chen, B., & Si, H. (2022). A novel approach to grade cotton aphid damage severity with hyperspectral index reconstruction. Applied Sciences, 12(17), 8760. https://doi.org/10.3390/app12178760.

Iost Filho, F. H., Heldens, W. B., Kong, Z., & de Lange, E. S. (2020). Drones: Innovative technology for use in precision pest management. Journal of Economic Entomology, 113(1), 1–25. https://doi.org/10.1093/jee/toz268.

Iparraguirre, M. A., Chawki, W., Sisne, M. L., & Grillo, H. (2004). Particularidades biológicas de Parlatoria ziziphi (Lucas) en los cítricos de Ciego de Ávila y sus enemigos naturales. Revista de Protección Vegetal, 19(3) [résumé de conférence, V Seminario Científico Internacional de Sanidad Vegetal].

Jacquemoud, S., & Baret, F. (1990). PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra. Remote Sensing of Environment, 34(2), 75–91. https://doi.org/10.1016/0034-4257(90)90100-Z.

Jendoubi, H. (2011). Current status of the scale insect fauna of citrus in Tunisia and biological studies on Parlatoria ziziphi (Lucas). Thèse de doctorat, Université de Catane.

Jendoubi, H., Garcia-Marí, F., Russo, A., & Suma, P. (2021). The Black Parlatoria Scale, Parlatoria ziziphi (Lucas, 1853) (Hemiptera: Coccomorpha: Diaspididae): a guide to field identification. Bulletin of Entomological Research, 111(1), 39–48. https://doi.org/10.1017/S0007485320000279.

Jendoubi, H., & Suma, P. (2021). The Black Parlatoria Scale Parlatoria ziziphi: biology, control options and pest management approach. Proceedings of the XII International Scientific Agricultural Symposium “Agrosym 2021”.

Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: a review and recent developments. Philosophical Transactions of the Royal Society A, 374(2065), 20150202. https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202

Kazi-Tani, L. M. (2024). Citrus production conditions in Algeria: Drought and irrigation issues. In A. Melkonyan-Gottschalk & D. Daus (Eds.), Transformation Towards Circular Food Systems: Sustainable, Smart and Resilient Citrus Supply Chains in Mediterranean Areas (pp. 61–83). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-63793-3_4.

Knipling, E. B. (1970). Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. Remote Sensing of Environment, 1, 155–159.

Kolhar, S., & Jagtap, J. (2023). Plant trait estimation and classification studies in plant phenotyping using machine vision – A review. Information Processing in Agriculture, 10(1), 114–135. https://doi.org/10.1016/j.inpa.2021.02.006.

Ladaniya, M. S. (2023). Citrus Fruit: Biology, Technology, and Evaluation (2nd ed.). Academic Press/Elsevier.

Lassalle, G. (2021). Monitoring natural and anthropogenic plant stressors by hyperspectral remote sensing: Recommendations and guidelines based on a meta-review. Science of the Total Environment, 788, 147758. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.147758

Liew, O. W., Chong, P. C. J., Li, B., & Asundi, A. K. (2008). Signature optical cues: Emerging technologies for monitoring plant health. Sensors, 8(5), 3205–3239. https://doi.org/10.3390/s8053205.

Li, J., Rao, X., & Ying, Y. (2011). Detection of common defects on oranges using hyperspectral reflectance imaging. Computers and Electronics in Agriculture, 78(1), 38–48. https://doi.org/10.1016/j.compag.2011.05.010.

Lowe, A., Harrison, N., & French, A. P. (2017). Hyperspectral image analysis techniques for the detection and classification of the early onset of plant disease and stress. Plant Methods, 13, 80. https://doi.org/10.1186/s13007-017-0233-z.

Luo, J., Huang, W., Yuan, L., Zhao, C., Du, S., Zhang, J., & Zhao, J. (2013). Evaluation of spectral indices and continuous wavelet analysis to quantify aphid infestation in wheat. Precision Agriculture, 14(2), 151–161. https://doi.org/10.1007/s11119-012-9283-4.

Mahlein, A.-K. (2016). Plant disease detection by imaging sensors—Parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping. Plant Disease, 100(2), 241–251. https://doi.org/10.1094/PDIS-03-15-0340-FE.

Mahlein, A.-K., Kuska, M. T., Behmann, J., Polder, G., & Walter, A. (2018). Hyperspectral sensors and imaging technologies in phytopathology: State of the art. Annual Review of Phytopathology, 56, 535–558. https://doi.org/10.1146/annurev-phyto-080417-050100.

Mahlein, A.-K., Steiner, U., Hillnhütter, C., Dehne, H.-W., & Oerke, E.-C. (2012). Hyperspectral imaging for small-scale analysis of symptoms caused by different sugar beet diseases. Plant Methods, 8, 3. https://doi.org/10.1186/1746-4811-8-3

Mevik, B.-H., & Wehrens, R. (2007). The pls package: Principal component and partial least squares regression in R. Journal of Statistical Software, 18(2), 1–23. https://doi.org/10.18637/jss.v018.i02.

Mezerdi, F., & Gacem, K. (2025). Influence of temperature on the population dynamics of Parlatoria ziziphi and potential for biological control by the parasitoids Aphytis and Encarsia in citrus orchards. Agricultura Tropica et Subtropica, 58, 33–44. https://doi.org/10.2478/ats-2025-0004.

Miller, D. R., & Davidson, J. A. (2005). Armored Scale Insect Pests of Trees and Shrubs. Cornell University Press.

Mirik, M., Michels, G. J. Jr., Kassymzhanova-Mirik, S., Elliott, N. C., & Bowling, R. (2006). Hyperspectral spectrometry as a means to differentiate uninfested and infested winter wheat by greenbug (Hemiptera: Aphididae). Journal of Economic Entomology, 99(5), 1682–1690. https://doi.org/10.1603/0022-0493-99.5.1682.

Mishra, P., Lohumi, S., Khan, H. A., & Nordon, A. (2020). Close-range hyperspectral imaging of whole plants for digital phenotyping: Recent applications and illumination correction approaches. Computers and Electronics in Agriculture, 178, 105780. https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105780.

Mishra, P., Mohd Asaari, M. S., Herrero-Langreo, A., Lohumi, S., Diezma, B., & Scheunders, P. (2017). Close range hyperspectral imaging of plants: A review. Biosystems Engineering, 164, 49–67. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.09.009.

Nansen, C., Murdock, M., Purington, R., & Marshall, S. (2021). Early infestations by arthropod pests induce unique changes in plant compositional traits and leaf reflectance. Pest Management Science, 77(11), 5158–5169. https://doi.org/10.1002/ps.6556.

Nutter, F. W. Jr., Esker, P. D., & Coelho Netto, R. A. (2006). Disease assessment concepts and the advancements made in improving the accuracy and precision of plant disease data. European Journal of Plant Pathology, 115, 95–103. https://doi.org/10.1007/s10658-005-1230-z

Ollinger, S. V. (2011). Sources of variability in canopy reflectance and the convergent properties of plants. New Phytologist, 189, 375–394.

Ram, B. G., Oduor, P., Igathinathane, C., Howatt, K., & Sun, X. (2024). A systematic review of hyperspectral imaging in precision agriculture: Analysis of its current state and future prospects. Computers and Electronics in Agriculture, 222, 109037. https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109037

Rinnan, Å., van den Berg, F., & Engelsen, S. B. (2009). Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 28(10), 1201–1222. https://doi.org/10.1016/j.trac.2009.07.007

Roberts, D. R., Bahn, V., Ciuti, S., Boyce, M. S., Elith, J., Guillera-Arroita, G., Hauenstein, S., Lahoz-Monfort, J. J., Schröder, B., Thuiller, W., Warton, D. I., Wintle, B. A., Hartig, F., & Dormann, C. F. (2017). Cross-validation strategies for data with temporal, spatial, hierarchical, or phylogenetic structure. Ecography, 40(8), 913–929. https://doi.org/10.1111/ecog.02881.

Rueden, C. T., Schindelin, J., Hiner, M. C., DeZonia, B. E., Walter, A. E., Arena, E. T., & Eliceiri, K. W. (2017). ImageJ2: ImageJ for the next generation of scientific image data. BMC Bioinformatics, 18, 529. https://doi.org/10.1186/s12859-017-1934-z.

Sadof, C. S., & Neal, J. J. (1993). Use of host plant resources by the euonymus scale, Unaspis euonymi (Homoptera: Diaspididae). Annals of the Entomological Society of America, 86(5), 614–620. https://doi.org/10.1093/aesa/86.5.614.

Saeidan, A., Caulfield, J., Vuts, J., Yang, N., & Fisk, I. (2025). Detection of aphid infestation on faba bean (Vicia faba L.) by hyperspectral imaging and spectral information divergence methods. Journal of Plant Diseases and Protection, 132, 109. https://doi.org/10.1007/s41348-025-01100-6.

Sanaeifar, A., Yang, C., de la Guardia, M., Zhang, W., Li, X., & He, Y. (2023). Proximal hyperspectral sensing of abiotic stresses in plants. Science of the Total Environment, 861, 160652. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.160652.

Schaepman-Strub, G., Schaepman, M. E., Painter, T. H., Dangel, S., & Martonchik, J. V. (2006). Reflectance quantities in optical remote sensing—Definitions and case studies. Remote Sensing of Environment, 103(1), 27–42. https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.03.002.

Schindelin, J., Arganda-Carreras, I., Frise, E., Kaynig, V., Longair, M., Pietzsch, T., Preibisch, S., Rueden, C., Saalfeld, S., Schmid, B., Tinevez, J.-Y., White, D. J., Hartenstein, V., Eliceiri, K., Tomancak, P., & Cardona, A. (2012). Fiji: an open-source platform for biological-image analysis. Nature Methods, 9, 676–682. https://doi.org/10.1038/nmeth.2019.

Schneider, C. A., Rasband, W. S., & Eliceiri, K. W. (2012). NIH Image to ImageJ: 25 years of image analysis. Nature Methods, 9, 671–675. https://doi.org/10.1038/nmeth.2089.

Shukla, K. K., Nigam, R., Birah, A., Kanojia, A. K., Kumar, A., Bhattacharya, B. K., & Chander, S. (2024). Detection of aphid-infested mustard crop using ground spectroscopy. Remote Sensing, 16(1), 47. https://doi.org/10.3390/rs16010047.

Singh, P., Pandey, P. C., Petropoulos, G. P., Pavlides, A., Srivastava, P. K., Koutsias, N., Deng, K. A. K., & Bao, Y. (2020). Hyperspectral remote sensing in precision agriculture: Present status, challenges, and future trends. In P. C. Pandey, P. K. Srivastava, H. Balzter, B. Bhattacharya, & G. P. Petropoulos (Eds.), Hyperspectral Remote Sensing: Theory and Applications (pp. 121–146). Elsevier. https://doi.org/10.1016/B978-0-08-102894-0.00009-7.

Söderström, M., Figueiredo, B. M., Engström, L., Alshihabi, O., & Persson, K. (2025). Developments in proximal crop sensing for precision agriculture. In J. Stafford (Ed.), Precision Agriculture for Sustainability (2nd ed., pp. 3–33). Burleigh Dodds Science Publishing. https://doi.org/10.19103/AS.2025.0152.02.

Taibi, A., Gacemi, A., Medjdoub, Y., Medjdoub, I., & Doumandji, S. (2016). Citrus infestation by the black scale, Parlatoria ziziphi Lucas (Homoptera: Diaspididae) in Tlemcen, Algeria. Journal of Entomological Research, 40(3), 217–221. https://doi.org/10.5958/0974-4576.2016.00040.2.

Tena, A., & Garcia-Marí, F. (2011). Current situation of citrus pests and diseases in the Mediterranean Basin. IOBC/WPRS Bulletin, 62, 365–378.

Ustin, S. L., & Jacquemoud, S. (2020). How the optical properties of leaves modify the absorption and scattering of energy and enhance leaf functionality. In J. Cavender-Bares, J. A. Gamon, & P. A. Townsend (Eds.), Remote Sensing of Plant Biodiversity (pp. 349–384). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-33157-3_14.

Vabalas, A., Gowen, E., Poliakoff, E., & Casson, A. J. (2019). Machine learning algorithm validation with a limited sample size. PLoS ONE, 14(11), e0224365. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0224365.

Van Cleemput, E., Roberts, D. A., Honnay, O., & Somers, B. (2019). A novel procedure for measuring functional traits of herbaceous species through field spectroscopy. Methods in Ecology and Evolution, 10(8), 1332–1338. https://doi.org/10.1111/2041-210X.13237.

Varma, S., & Simon, R. (2006). Bias in error estimation when using cross-validation for model selection. BMC Bioinformatics, 7, 91. https://doi.org/10.1186/1471-2105-7-91.

Verrelst, J., Malenovský, Z., Van der Tol, C., Camps-Valls, G., Gastellu-Etchegorry, J.-P., Lewis, P., North, P., & Moreno, J. (2019). Quantifying vegetation biophysical variables from imaging spectroscopy data: A review on retrieval methods. Surveys in Geophysics, 40(3), 589–629. https://doi.org/10.1007/s10712-018-9478-y

Washington, J. R., & Walker, G. P. (1990). Histological studies of California red scale (Homoptera: Diaspididae) feeding on citrus. Annals of the Entomological Society of America, 83(5), 939–948. https://doi.org/10.1093/aesa/83.5.939.

Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. Climate Research, 30, 79–82. https://doi.org/10.3354/cr030079.

Wold, S., Sjöström, M., & Eriksson, L. (2001). PLS-regression: a basic tool of chemometrics. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 58(2), 109–130. https://doi.org/10.1016/S0169-7439(01)00155-1.

Wong, C. Y. S. (2023). Plant optics: underlying mechanisms in remotely sensed signals for phenotyping applications. AoB PLANTS, 15(4), plad039. https://doi.org/10.1093/aobpla/plad039.

Xi, J., Ge, J., Huang, J., Polaszek, A., & Wang, Z. (2025). The parasitoids of Parlatoria ziziphi (Lucas) (Hemiptera: Diaspididae): with descriptions of two new species of Aphytis (Hymenoptera: Aphelinidae) from China, and a note on Aphytis species with black-tipped mid tibiae in the male. Insects, 16(10), 1070. https://doi.org/10.3390/insects16101070.

Zhao, Y., Yu, K., Feng, C., Cen, H., & He, Y. (2017). Early detection of aphid (Myzus persicae) infestation on Chinese cabbage by hyperspectral imaging and feature extraction. Transactions of the ASABE, 60(4), 1045–1051. https://doi.org/10.13031/trans.11886.