

Apport de la télédétection pour la cartographie du dépérissement forestier des chênes en région Centre-Val de Loire

Florian Mouret^{1,2}, Louise Beaudonnat¹, David Morin^{1,2}, Milena Planells², Hilaire Martin³, Cécile Vincent-Barbaroux^{1*}

1. Université d'Orléans, INRAE, USC Laboratoire de biologie des ligneux et des grandes cultures (LBLGC), F-45067 Orléans, France

2. Université Toulouse III-Paul Sabatier, CNES, UMR Centre d'études spatiales et de la biosphère (CESBIO), F-31401 Toulouse, France

3. INRAE, UR Écosystèmes forestiers (EFNO), F-45290 Nogent-sur-Vernisson, France

*Auteur correspondant : cecile.vincent1@univ-orleans.fr

ORCID : 0000-0001-9521-4906

Apport de la télédétection pour la cartographie du dépérissement forestier des chênes en région Centre-Val de Loire

Ce travail a pour ambition de caractériser l'ampleur du phénomène de dépérissement des chênes dans la région Centre-Val de Loire à l'aide d'images satellites Sentinel-2 et d'un modèle de classification supervisée. Cette étude propose d'analyser en détail comment le modèle de classification utilise les séries temporelles d'indices Sentinel-2 pour détecter le dépérissement. Il apparaît que de faibles teneurs en eau (corrélées à l'infrarouge moyen) pendant l'été sont déterminantes pour détecter le dépérissement. Les cartes produites ont également été croisées avec d'autres données environnementales qui montrent que les dépérissements des chênes sont fortement associés à l'intensification de l'évapotranspiration de ces dernières années.

Contribution of remote detection to the mapping of oak decline in forests of the Centre-Val de Loire region

The present work is aimed at characterising the scope of oak decline in the Centre-Val de Loire region using Sentinel-2 satellite images and a supervised classification model. The study proposes an in-depth analysis of the way the classification model uses Sentinel-2 temporal series of indices to detect decline. It appeared that low water contents (correlated with medium infrared radiation) in summer were determining for detecting decline. The resulting maps were also cross-referenced with other environmental data showing that oak declines are strongly associated with the intensification of evapotranspiration of these last years.

Messages clés :

- Il est possible de détecter avec précision les dépérissements forestiers du chêne à l'aide d'images satellites Sentinel-2.
- Une cartographie de l'état sanitaire des chênaies a été produite sur plusieurs années pour l'ensemble de la région Centre-Val de Loire et ses environs.
- Notre analyse met en avant l'importance du contenu en eau de la canopée en été comme facteur le plus déterminant pour détecter les dépérissements.

Mots clés : dépérissement forestier, télédétection, apprentissage automatique, changement climatique

Highlights:

- One can precisely detect oak declines in forests using Sentinel-2 satellite images.
- A mapping of the sanitary state of oak groves was produced over several years for the whole Centre-Val de Loire region and around it.
- Our analysis highlights the importance of the canopy water content in summer as the most determining factor for detecting declines.

Keywords: forest decline, remote detection, machine learning, climate change

Citation de l'article : Mouret, F., Beaudonnat, L., Morin, D., Planells, M., Martin, H. et Vincent-Barbaroux, C. (2024). Apport de la télédétection pour la cartographie du dépérissement forestier des chênes en région Centre-Val de Loire. *Revue forestière française*, 75(2), 171-183. <https://doi.org/10.20870/revforfr.2024.8191>



Licence Creative Commons
Attribution - 4.0 International (CC BY 4.0)

Dans un contexte d'accélération préoccupante des dépérissements forestiers sur plusieurs essences d'intérêt économique (Département de la santé des forêts, 2020), les enjeux de gestion associés aux dépérissements deviennent de plus en plus importants. En outre, il est attendu que le changement climatique des décennies à venir augmente l'intensité et la fréquence des perturbations forestières, tant abiotiques que biotiques (Seidl et al., 2017). En forêt tempérée, des sécheresses prolongées (ou exceptionnelles) peuvent engendrer une détérioration plus ou moins brutale de l'état sanitaire des arbres, pouvant même entraîner leur mortalité (Allen et al., 2015). La France, comme la majeure partie du continent européen, a été touchée par de graves sécheresses ces dernières années (Blauhut et al., 2022), entraînant un affaiblissement généralisé de la santé des forêts. En particulier, le Département de la santé des forêts (ministère de l'Agriculture et de la Souveraineté alimentaire) constate une accentuation du dépérissement des chênes sur le territoire national depuis 2018 (Saintonge et Goudet, 2020a). Cette étude se propose d'analyser et quantifier l'ampleur de ce phénomène dans la région Centre-Val de Loire, où les chênes sessiles et pédonculés (*Quercus petraea* et *Quercus robur*) sont deux essences clés. Notons que le dépérissement des chênes se caractérise généralement par une réaction diffuse pouvant évoluer sur plusieurs années après les contraintes (Saintonge et Goudet, 2020a ; Balandier et al., 2022).

Une première étape dans la gestion de ces crises est de pouvoir rapidement les détecter et quantifier leur intensité et leur ampleur spatiale. Actuellement, la détection et la quantification des dépérissements sont principalement réalisées au travers de relevés de terrain. Une bonne caractérisation à l'échelle d'un massif nécessite la mobilisation d'une quantité importante de personnel et/ou de temps consacrée aux relevés. Une alternative économe en temps et en personnel, et permettant d'avoir une information précise à grande échelle est l'emploi de l'imagerie satellitaire. Différentes méthodes cartographiques basées sur l'analyse d'images satellitaires à différentes résolutions spatiales et temporelles se sont avérées suffisamment robustes pour réaliser une extrapolation spatiale des niveaux de défoliation de massifs de chênes (Belouard et al., 2018) et de conifères (Dutrieux et al., 2021). Le déploiement des deux satellites Sentinel-2 (S2) en 2015 et 2017 a rendu possible un accès sans précédent à des images à haute résolution spatiale (entre 10 et 20 m), spectrale (10 bandes couvrant le spectre visible et infrarouge) et temporelle (revisite de 5 jours). Ces images sont donc particulièrement adaptées au suivi régulier de la végétation car elles permettent d'obtenir, en quasi temps réel, des informations relatives à la teneur en pigments, la teneur en eau et la densité foliaire. De plus, le fait que les images S2 soient disponibles gratuitement les rend particulièrement

intéressantes pour des systèmes opérationnels grandes échelles (région/pays). En France, les séries temporelles d'images S2 ont par exemple été utilisées avec la méthode FORDEAD (Dutrieux et al., 2021) pour cartographier les dégâts de scolytes sur les épicéas dans la région Grand Est. Ce type d'approche basée sur la détection d'anomalie est très efficace pour détecter des changements rapides et ayant un fort impact sur le signal analysé. Cependant, dans le cas du dépérissement du chêne en forêt Centre-Val de Loire, nous sommes confrontés à deux problèmes pratiques qui limitent l'utilisation d'une telle méthode : (1) le début des dépérissements du chêne étant antérieur à 2016 (date de lancement du premier satellite S2), il n'est pas possible de caractériser avec certitude un état « normal » de la végétation et surtout (2) il est difficile de détecter des perturbations diffuses avec ce type d'approche car elles supposent un changement brutal du signal, ce qui n'est pas le cas avec le dépérissement du chêne. Pour faire face à ces problèmes, il est possible d'utiliser des méthodes de classification dites *supervisées* (nécessitant des exemples d'apprentissage). L'utilisation de ces approches avec des images issues du satellite S2 a permis une bonne restitution du niveau de dépérissement des chênes sessiles et pédonculés à l'échelle d'un massif (Champeau, 2018) ou d'une région (Alarcon et Vincent-Barbaroux, 2021). Toutefois, ces méthodes supervisées sont dépendantes de la représentativité du jeu de données d'apprentissage. En effet, un modèle de classification appris sur des données de référence issues d'une année ou d'une zone spécifique a tendance à ne pas pouvoir généraliser ses prédictions à d'autres années et/ou d'autres zones sans données, à cause des variations phénologiques dans le temps et dans l'espace (Belouard et al., 2018).

Ce travail, réalisé dans le cadre du projet « RECONFORT – Détecter et cartographier les dépérissements forestiers » (ARD [Ambition recherche développement] SYCOMORE [Innovation pour les forêts en Centre-Val de Loire]), a pour ambition de cartographier l'ampleur du phénomène de dépérissement des chênes sur toute la région Centre-Val de Loire au travers de l'analyse de séries temporelles issues d'images satellitaires. Au vu des arguments précédemment exposés, une approche de classification supervisée exploitant les données issues du satellite S2 a été utilisée afin de pouvoir détecter un phénomène diffus et complexe à modéliser. L'apprentissage d'un algorithme de détection robuste et applicable à l'ensemble de la région Centre-Val de Loire a été rendu possible grâce à l'utilisation de données de terrain caractérisant l'état sanitaire des chênes (*Quercus petraea* et *Quercus robur*) collectées à travers toute la région sur plusieurs années. Un premier travail a permis de présenter et valider les résultats méthodologiques permettant de produire une classification du dépérissement du chêne dans la région Centre-Val de Loire (Mouret et al., 2024). En se basant sur ces résultats cartographiques, les objectifs principaux de cet article

sont d'une part, d'analyser comment les données provenant du satellite S2 sont utilisées pour détecter le dépérissement du chêne et, d'autre part, de croiser nos résultats avec d'autres informations environnementales afin de mieux identifier les facteurs liés à ces dépérissements.

ZONE D'ÉTUDE ET DONNÉES DE RÉFÉRENCE

La région Centre-Val de Loire est située dans une zone de climat océanique dégradé et constituée majoritairement de plaines. Sa superficie totale est d'environ 39 000 km². Les essences majoritaires par ordre surfacique sont le chêne pédonculé, le chêne sessile et le pin sylvestre. Cette région présente la plus grande surface en chênes de France avec plus de 600 000 hectares. L'état sanitaire des placettes de référence a été évalué selon le protocole DEPERIS (Goudet *et al.*, 2018). Ce protocole est utilisé par le Département de la santé des forêts (DSF) et est actuellement le protocole officiel de surveillance du dépérissement des forêts en France (Direction générale de l'Alimentation, 2018). Le protocole DEPERIS évalue l'état de santé des arbres individuellement en combinant les pourcentages de branches mortes et les ramifications fines manquantes. Chaque arbre se voit attribuer une note allant de A (très sain) à F (très dépérisant ou mort). Une

note D ou plus correspond à des arbres dépérisants avec plus de 50 % de perte de leur houppier. Les notations sont réalisées sur une placette de 20 arbres en considérant le pourcentage d'arbres dépérisants. Selon la définition du DSF, une parcelle est considérée comme dépérisante si plus de 20 % des arbres sont dépérisants. Une catégorie supplémentaire a été ajoutée par suite des besoins de la filière, avec la classe fortement dépérisante si plus de 50 % des arbres sont dépérisants.

La répartition des données de référence par année de notation est présentée dans la carte de localisation des données (figure 1), l'état sanitaire des placettes de référence au cours des années successives dans le tableau associé (tableau 1). Globalement, la proportion de placettes saines comparée à la proportion de placettes dépérisantes est à peu près la même mais peut varier selon l'année de labellisation. Plus de la moitié des placettes ont été labellisées en 2020 : cette année, une campagne a été menée en France après les sécheresses successives de 2018, 2019 et 2020 pour évaluer l'état de santé de la chênaie à partir d'un échantillonnage aléatoire de bord de route sur des massifs à enjeux (Saintonge et Goudet, 2020b). Les autres données proviennent de différentes campagnes de terrain menées par des forestiers privés ou publics (DSF, Office national des forêts [ONF], Centre national de la propriété forestière (CNPFF-IDF), Université

Figure 1 | Carte de localisation des données de référence

La région d'étude est délimitée par la zone grise. La frontière de la région Centre-Val de Loire et de ses départements est en blanc. Les points de couleur localisent les données de référence, chaque couleur représentant une année de notation. Le fond de carte correspond à des images satellitaires S2 sans nuage (Mouret *et al.*, 2024).

© Images Sentinel-2 cloudless par EOX IT Services GmbH (contient des images Copernicus Sentinel modifiées - 2016). Carte : Université d'Orléans et CESBIO/UT3/CNES

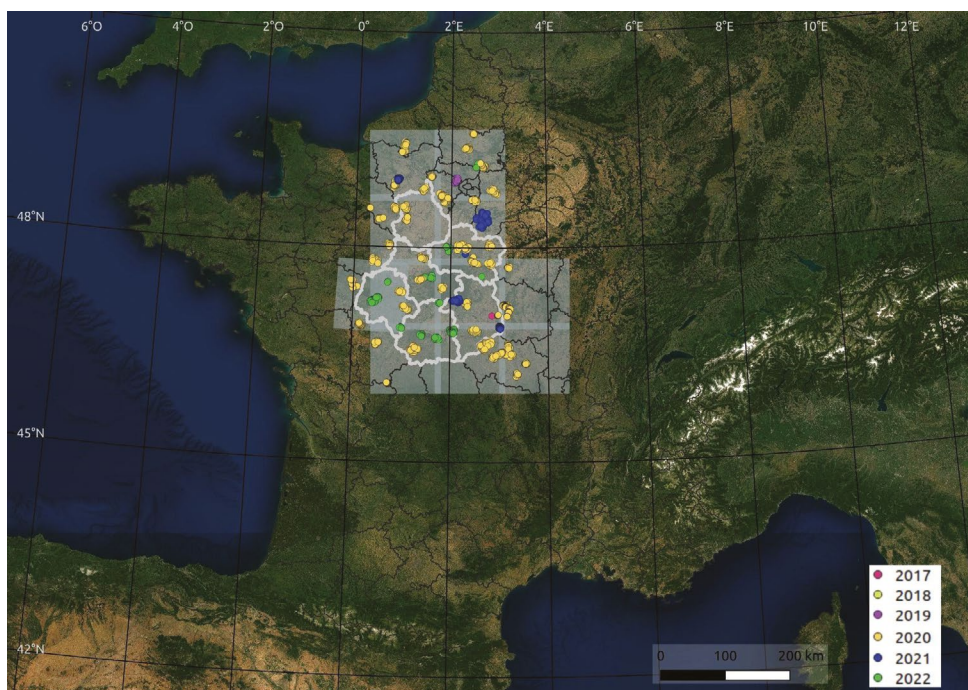


Tableau 1 | Description des données de référence terrain

| Année | Placette | Sain | Dépérissant | Très dépérissant |
|----------------|----------|---------|-------------|------------------|
| 2022 | 300 | 111 | 97 | 92 |
| 2021 | 433 | 81 | 131 | 221 |
| 2020 | 1 685 | 1 202 | 338 | 145 |
| 2019 | 135 | 46 | 40 | 49 |
| 2018 | 120 | 50 | 52 | 18 |
| 2017 | 65 | 37 | 25 | 3 |
| TOTAL (nombre) | 2 738 | 1 527 | 683 | 528 |
| TOTAL (%) | 100 % | 55,77 % | 24,95 % | 19,28 % |

d’Orléans, coopérative forestière Unisylva, placettes de réseaux de suivi des peuplements forestiers du GISCoop et d’INRAE dont OPTMix). La variabilité spatio-temporelle des données de référence est un point important qu’il faut prendre en compte pour l’élaboration de la méthode de classification détaillée dans la suite de ce document.

MÉTHODOLOGIE

Chaîne de détection du dépérissement forestier

La chaîne de traitement proposée pour la détection de dépérissement des chênes repose sur un algorithme de classification supervisée et l’utilisation de séries temporelles S2. Les images provenant du satellite S2 sont des images multispectrales avec 10 bandes allant du visible à l’infrarouge moyen. Les bandes 2, 3, 4 et 8 (bleu, vert, rouge, proche infrarouge) ont une résolution de 10 m et les autres bandes, 5, 6, 7 (végétation *red-edge* dans le proche infrarouge), 8A (proche infrarouge étroit) 11 et 12 (infrarouge moyen ou SWIR [Short-Wave InfraRed]) une résolution de 20 m. Elles sont distribuées *via* l’infrastructure de données spatiales Theia (www.theia-land.fr) sous forme de produits niveau 2A issus de la chaîne de traitement MAJA (Hagolle *et al.*, 2015), fournissant un masque de nuages et une correction atmosphérique. Concernant la méthode de classification, nous avons utilisé l’algorithme Random Forest (RF) (Breiman, 2001) car il présente de nombreux avantages : facilité d’utilisation, vitesse d’exécution, robustesse au bruit et au sur-apprentissage. Le modèle de classification est entraîné sur un jeu d’apprentissage le plus diversifié possible, en particulier en

utilisant des données issues de plusieurs années différentes afin de s’affranchir au mieux des variations climatiques et phénologiques entre les saisons et les années. Ceci est l’une des particularités intéressantes de notre modèle, à savoir sa nature pluriannuelle. Au lieu d’entraîner six modèles distincts, l’utilisation d’un modèle unique mélangeant plusieurs années nous permet de tirer pleinement parti de l’ensemble de nos données d’apprentissage en caractérisant les dépérissements de la manière la plus générique possible. Cela nous autorise ainsi à générer des cartes pour des années où aucune donnée de référence n’est disponible (par ex. : 2023, 2024, etc.). De plus, cette approche contribue à améliorer nos prédictions pour des années présentant très peu de données de référence de terrain, éventuellement avec des lacunes en termes de distribution spatiale. Les données d’entrée du modèle qui ont été choisies sont des séries temporelles de deux indices de végétation acquises sur une durée de deux ans avant labellisation. Cette durée a été choisie car elle permettait de maximiser nos résultats de classification et de stabiliser nos prédictions d’une année sur l’autre. Ces deux indices, notés CR_{swir} et CR_{re}, se concentrent respectivement sur la réponse infrarouge moyen et *red-edge* du signal. Ils sont basés sur la technique du *continuum removal* (CR), qui vise à mettre en avant la réponse spectrale d’un pic d’absorption donné. L’indice CR_{swir} est fortement corrélé à la teneur en eau de la végétation (Dutrieux *et al.*, 2021), un faible CR_{swir} signifiant une forte teneur en eau de la végétation. Nous avons également utilisé un nouvel indice, le CR_{re}, qui maximise le contraste du pic d’absorption de la bande 5 de S2 (*red-edge*). Cet indice est principalement sensible à la teneur en chlorophylle de la végétation (de façon similaire au CR_{swir}, une diminution du CR_{re} est corrélée à une augmentation de la teneur en

chlorophylle de la végétation observée). Pour plus de détails, ainsi que la validation théorique du modèle, nous invitons les lecteurs à consulter Mouret *et al.* (2024), dont les principaux résultats sont les suivants :

1. Il est possible de séparer les placettes saines et dépérissantes avec un taux de bonne classification proche de 80 %.
2. La classification en 3 classes (sain, dépérissant, très dépérissant) est possible mais plus difficile (taux de bonne classification proche de 65 %). Cette chute de performance s'explique par une plus grande confusion entre pixels issus de placettes dépérissantes et très dépérissantes, ce qui semble logique compte tenu de la nature du problème (par ex., il est probable qu'un pixel dépérissant d'une placette dépérissante ou très dépérissante partage des caractéristiques similaires).
3. Utiliser les deux indices proposés (CRswir et CRre) acquis sur 2 ans avant labellisation permet une bonne robustesse temporelle, alors qu'utiliser toutes les bandes S2 n'améliore pas les résultats.
4. L'augmentation et l'équilibrage des placettes d'entraînement est très importante pour augmenter la stabilité temporelle du modèle. En particulier, il a été mis en évidence le fait que sans équilibrage du jeu d'apprentissage, le modèle avait tendance à sur-utiliser les dates de débourrement (période avril-mai) pour classer les pixels analysés.

Explication des sorties du modèle via la méthode SHAP

Nous avons utilisé la bibliothèque Python SHAP (SHapley Additive exPlanations, version 0.41.0) avec la méthode Tree Explainer proposée par Lundberg *et al.* (2020) pour expliquer comment les échantillons ont été classés par l'algorithme RF. Bien qu'il soit possible d'utiliser l'algorithme RF pour connaître quelles variables d'entrée (*features* en anglais) permettent de séparer au mieux notre ensemble d'apprentissage d'un point de vue global (*feature importance* en anglais), l'approche SHAP a l'avantage de se concentrer sur des échantillons particuliers, fournissant des informations complémentaires sur la façon dont les données d'entrée interagissent pour classer un exemple particulier. Pour chaque exemple analysé, la méthode SHAP fournit des « valeurs SHAP » qui caractérisent chaque variable d'entrée. Dans notre cas, une valeur SHAP positive signifie que la variable d'entrée considérée a tendance à augmenter les chances que l'exemple analysé soit classé comme dépérissant. Inversement, des valeurs SHAP négatives signifient que le modèle va diminuer la probabilité de dépérissement de l'exemple considéré. La méthode SHAP est donc très intéressante pour comprendre *pourquoi* un exemple précis a été classé dépérissant (ou sain).

RÉSULTATS ET DISCUSSION

Cartographie de la région d'étude

En utilisant la chaîne de détection présentée plus haut dans la sous-partie intitulée « Chaîne de détection du dépérissement forestier », nous sommes parvenus à produire des cartes de la zone d'étude entre 2017 et 2022. La carte reproduite ci-dessous (figure 2) montre un exemple de production pour l'année 2020. Le masque feuillu OSO 2021 (Thierion *et al.*, 2022) a été utilisé : ne disposant pas de masque chêne actualisé et de qualité suffisante, il a été décidé de conserver le plus de forêts possible. Ce filtrage grossier peut être affiné par les utilisateurs en fonction de leurs besoins. Pour des analyses plus fines (voir *infra*), nous avons par exemple utilisé le masque BD Forêt® version 2 de l'Institut national de l'information géographique et forestière (IGN). Sur cette carte, il est clairement visible que le sud de la région est plus affecté par le dépérissement. Au centre, la Sologne est également très touchée. Une analyse plus fine met en avant des états sanitaires pouvant fortement varier entre deux forêts relativement proches l'une de l'autre (par ex., forêts d'Apremont et de Bertranges au sud-est de la zone d'étude). Au sein d'une même forêt (voir agrandissement de la zone en rose dans la forêt d'Orléans [figure 2]), il apparaît qu'une différenciation à l'échelle de la parcelle est possible, avec des zones détectées comme dépérissantes de taille très réduite (quelques pixels S2, qui sont de taille 10 m x 10 m). Cette finesse dans la cartographie met en avant l'intérêt de la télédétection, qui permet d'analyser une vaste zone avec une haute résolution spatiale. De plus, le zoom sur la forêt d'Orléans met en avant des zones bien délimitées et détectées très dépérissantes (en rouge) : cela correspond pour la plupart à des parcelles qui ont été coupées et qui n'ont pas été filtrées par le masque OSO. Ce résultat semble logique compte tenu du phénomène observé, c'est-à-dire qu'une absence d'arbre peut s'apparenter à un cas extrême de dépérissement.

Les graphiques suivants (figure 3) fournissent des statistiques au niveau de la zone d'étude (a) et des départements (b) obtenus avec l'utilisation du masque chêne de la BD Forêt® version 2 produit par l'IGN. Ce masque est très restrictif mais présente l'avantage de localiser des peuplements de chênes peu mélangés. Nous observons une dégradation de l'état sanitaire de la région, qui s'est accentué depuis 2020. De plus, les différents départements de notre zone d'étude sont affectés dans des proportions très variables : le Cher, le Loiret et l'Indre étant particulièrement touchés. Ces résultats doivent être considérés avec précaution, en particulier car nous ne disposons pas d'un masque de coupe. La même analyse effectuée sur les placettes issues de l'enquête chêne de 2020 montre que le pourcentage de pixels sains passe de 82 % en 2020 à 73 % en 2022.

Figure 2 | Carte de l'état sanitaire des peuplements feuillus (essentiellement de chênes) pour l'année 2020

En cyan, les pixels sains ; en orange, les pixels moyennement dépérissants ; en rouge, les pixels fortement dépérissants. Le masque de la carte d'occupation du sol OSO 2021 pour les peuplements feuillus a été utilisé.

© Images Sentinel-2 produites par le service Copernicus de l'Union européenne et fournies par Theia, plateforme du CNES. Carte : Université d'Orléans et CESBIO/UT3/CNES

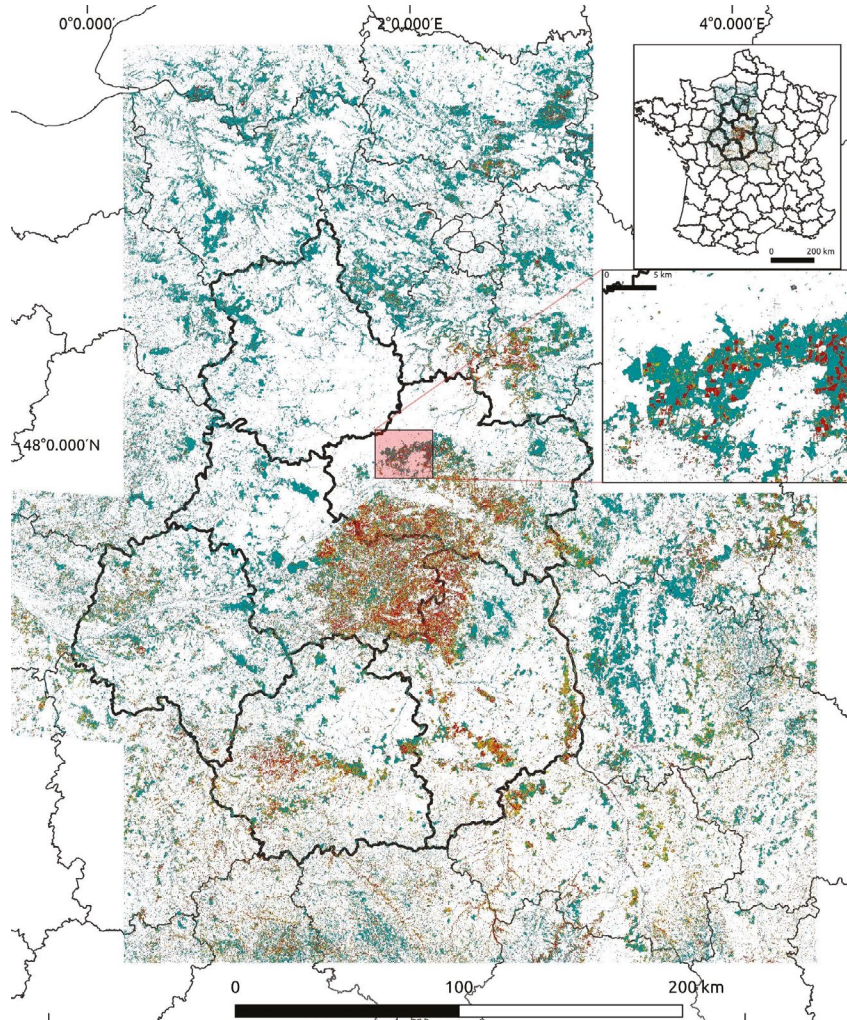
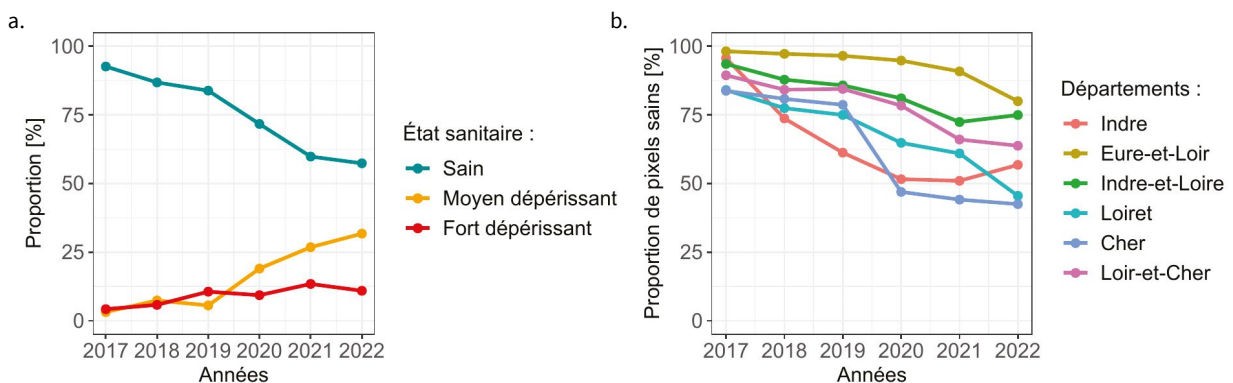


Figure 3a et b | Évolution de l'état sanitaire des chênaies de 2017 à 2022 sur notre zone d'étude (a) et par département (b) avec l'utilisation du masque chêne tiré de la BD Forêt® version 2

© L. Beaudonnat et Cécile Vincent-Barbaroux (Université d'Orléans)



Nos résultats sont de plus cohérents avec cette même enquête chêne réalisée par le DSF en 2020/2021 sur des massifs à enjeux et faisant état de 25 % de dépérissements sur notre zone d'étude. De même, les observations du réseau systématique de suivi des dommages forestiers du DSF font état d'environ 25 % de déficit foliaire dans les chênaies caducifoliées de la zone d'étude (régions Centre-Val de Loire, Île-de-France et départements limitrophes) qui subissent elles aussi une dégradation depuis 2017 (Thierry Belouard, comm. pers.). Une comparaison directe est cependant difficile en raison du faible nombre de placettes et de l'utilisation du déficit foliaire à la place de la méthode DEPERIS. En ce qui concerne les estimations de l'IGN, elles montrent également une augmentation des dépérissements sur les chênaies pures depuis 2017 en région Centre-Val de Loire, ce qui est cohérent avec nos résultats. Cependant, elles se révèlent plus optimistes que les nôtres (entre 6 et 11 % de dépérissement dans la région sur la période 2020/2022, IGN, comm. pers.). Cette différence peut être expliquée en partie par le fait que nous ne disposons pas de masque pour exclure certains types ou certaines zones non prises en compte par l'IGN (arbres morts depuis plus de 5 ans, coupes, peuplements en régénération). De plus, l'IGN considère seulement le critère de branches mortes pour mesurer le dépérissement, tandis que la méthode DEPERIS que nous avons utilisée prend également en compte les pertes de ramifications. Enfin, les possibles erreurs de notre modèle de classification (env. 20 %) pourraient entraîner une surévaluation supplémentaire des dépérissements, expliquant pour une autre partie les différences obtenues. Malheureusement, l'absence d'échantillons aléatoires à l'échelle régionale limite notre capacité à appliquer des méthodes de correction, comme décrites dans des études telles que celle d'Olofsson *et al.* (2013). La difficulté à obtenir une comparaison fiable avec d'autres méthodes de suivi illustre bien un des intérêts de la télédétection, qui permet de couvrir un large territoire de manière continue.

Expliquer les classifications de l'algorithme RF

L'utilisation de la méthode SHAP nous a permis d'analyser de manière globale l'impact des données d'entrées sur la classification des échantillons dans le modèle RF (annexe 1). Les données ayant le plus d'impact sur la détection du dépérissement sont les indices CRswir acquis entre juin et septembre. En particulier, des valeurs élevées de CRswir augmentent la probabilité d'être classé en dépérissement et inversement, des valeurs faibles de CRswir poussent la sortie du modèle vers la classe saine. Les données CRswir acquises en hiver ont moins d'impact mais elles sont quand même utilisées ponctuellement. Enfin, notons que les résultats obtenus en utilisant directement les bandes S2 montrent que les bandes du proche infrarouge (B8A), du SWIR (B11 et B12) et du *red-edge* (B5, B6 et B7) sont les plus importantes. Ces bandes

correspondent à celles intervenant dans le calcul du CRswir et CRre, ce qui peut expliquer pourquoi ces deux indices sont suffisants pour obtenir de bons résultats de classification. L'importance du SWIR était attendue car le dépérissement est associé à un stress hydrique accru (Allen *et al.*, 2015) et avait déjà été identifié dans le cas des épicéas (Dutrieux *et al.*, 2021). Nous pouvons constater que le CRre a un impact globalement moins important que le CRswir sur la sortie du modèle. Cependant, comme pour le CRswir, des valeurs CRre élevées en été augmentent la probabilité de dépérissement du pixel. L'impact du dépérissement sur la teneur en chlorophylle (corrélée à la partie *red-edge* du spectre S2) a également été documenté (Hornero *et al.*, 2021), mais il semble ici que les données provenant de Sentinel-2 détectent mieux le stress hydrique sur notre jeu de données. Ces observations globales sont confirmées lorsqu'on regarde en détail par échantillon quelles sont les valeurs SHAP des CRswir et CRre par date dans les séries temporelles ainsi que le classement final des échantillons. Les courbes représentées ci-après (figures 4a et b) présentent deux exemples issus de placettes labellisées dans la forêt d'Orléans. La placette analysée dans la première partie de la figure (a) est très saine (aucun arbre dépérissant) et est correctement classée par le modèle. Nous pouvons constater que le CRswir acquis entre mai et septembre de l'année Y1 (2020) est crucial pour caractériser correctement l'état de santé de la placette. Les données de l'année Y2 (2021) montrent un comportement qui a tendance à faire augmenter la probabilité de dépérissement, indiquant un potentiel affaiblissement de la placette considérée qui est confirmé par l'augmentation du nombre d'arbres dépérissants (10 %) lors de la labellisation de 2022. La placette analysée dans la seconde partie de la figure (b) est quant à elle dépérissante (20 % d'arbres dépérissants). Le modèle classe cette placette correctement, avec une probabilité proche de 0,5 qui semble logique compte tenu du faible nombre d'arbres dépérissants (proche de la classe saine). Enfin, cet exemple illustre l'intérêt du CRre qui permet de contrebalancer l'influence de CRswir l'année Y2 (2022). En effet, le CRswir de cette année est bas (forte teneur en eau, comportement plutôt sain) alors que le CRre est élevé (faible teneur en chlorophylle et donc augmentation du risque de dépérissement).

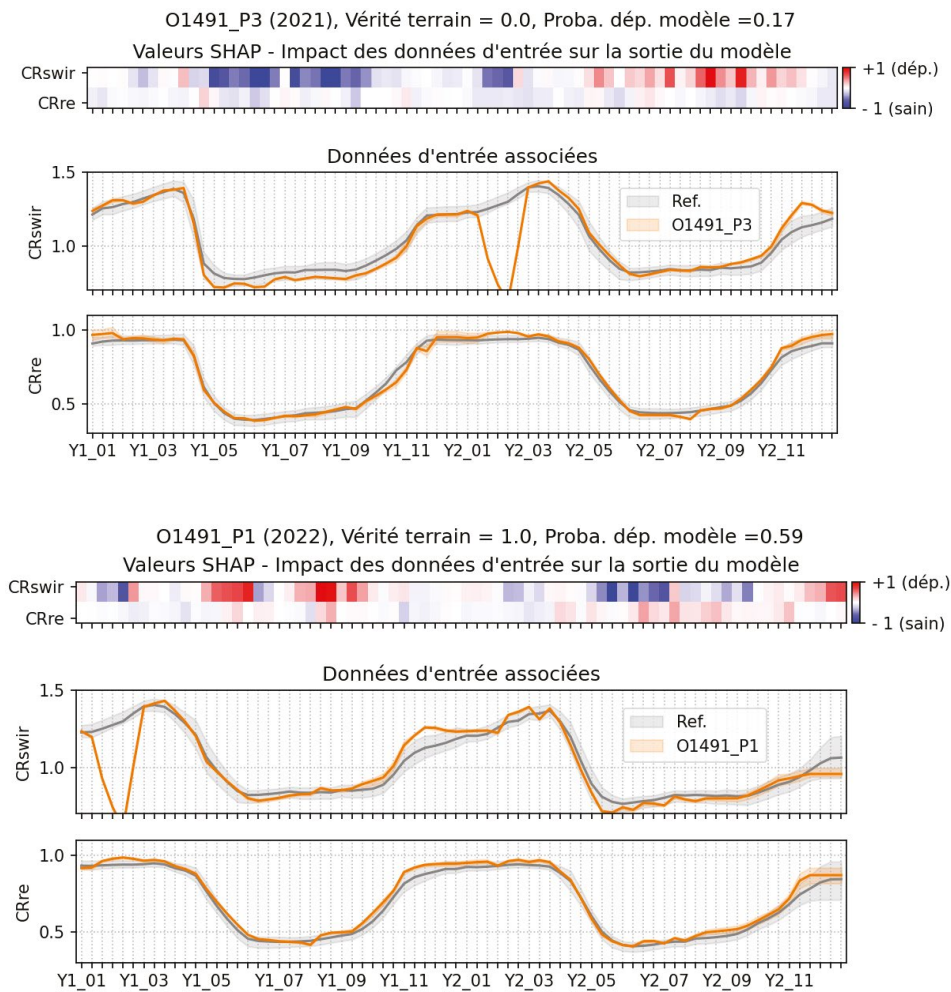
Comparaison avec d'autres données environnementales

Nous avons croisé les cartes produites avec les données SAFRAN provenant de Météo-France et téléchargées via la plateforme SICLIMA développée par AgroClim-INRAE (Bertuzzi *et al.*, 2022). Pour faire correspondre spatialement les données de dépérissement (résolution 10 m) avec les données SAFRAN (résolution 8 km), le pourcentage de pixels S2 de chênes dépérissant à l'intérieur de chaque

Figure 4a et b | Valeurs SHAP et séries temporelles de deux placettes classées par le modèle

À côté du nom de la placette, la vérité terrain (sain = 0, dépérissant = 1) est donnée avec l'année de labellisation entre parenthèses ainsi que la probabilité de dépérissement attribuée par le modèle (> 0,5, le pixel est classé dépérissant). Les valeurs SHAP associées à chaque donnée d'entrée (CRswir et CRre au cours du temps) permettent de comprendre l'impact de celles-ci sur la sortie du modèle (ici nous calculons la valeur SHAP moyenne au sein des pixels de la placette). Les données d'entrées ayant une valeur SHAP rouge (positive) augmentent la probabilité de dépérissement. Enfin, les séries temporelles des placettes analysées sont affichées en dessous (en orange) avec les séries temporelles issues du jeu d'apprentissage (en gris). Le trait plein correspondant à la médiane et l'aire colorée à l'écart interquartile. Y2 correspond à l'année de labellisation et Y1 à l'année précédant la labellisation, les chiffres associés par un tiret (-) correspondent aux mois de l'année.

© F. Mouret (Université d'Orléans/CESBIO/UT3/CNES)



polygone SAFRAN a été calculé. Le masque BD Forêt® version 2 est utilisé pour filtrer les pixels chênes.

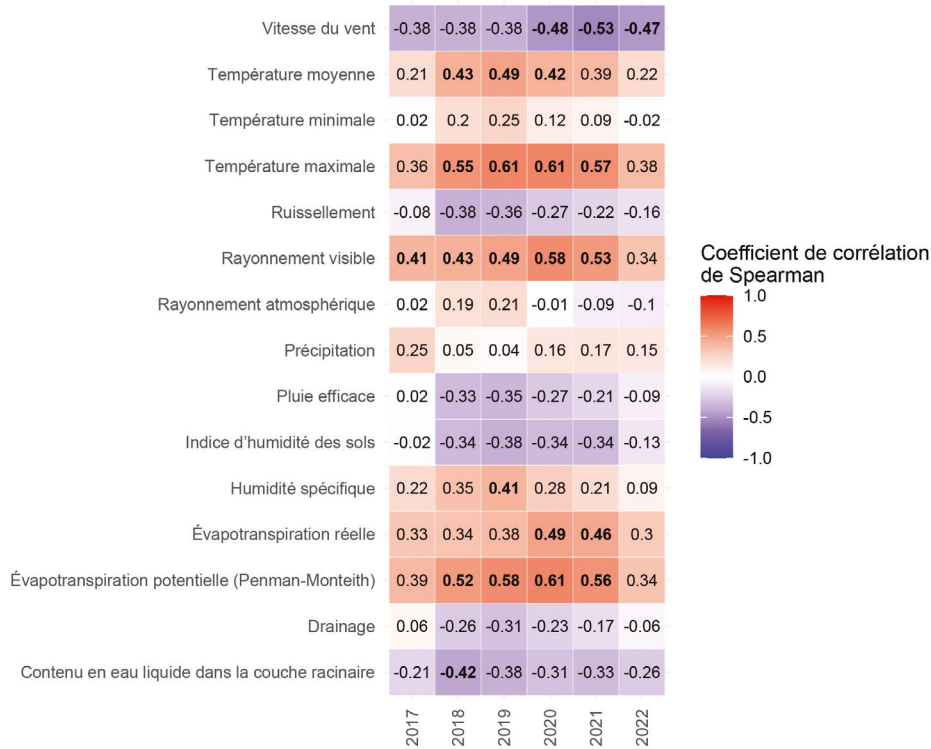
Le tableau de données suivant (figure 5) fournit la corrélation de Spearman entre le pourcentage de pixels S2 dépérissants au sein des polygones SAFRAN et différentes variables environnementales moyennées sur 10 ans. Cette durée a été choisie car elle permet d'obtenir de plus fortes corrélations, des résultats très proches sont toutefois obtenus en prenant des périodes de 2 ou 5 ans.

Nous pouvons observer que la température maximale, le rayonnement visible et l'évapotranspiration potentielle (formule de Penman-Monteith) sont les variables les plus corrélées aux cartes de dépérissement. L'évapotranspiration potentielle étant calculée à partir des deux autres variables, cela montre que la demande évaporative affecte fortement le dépérissement des chênes. En effet, des températures plus élevées induisent une augmentation de la demande évaporative et donc de l'intensité du stress hydrique (Granier *et al.*, 2000). De même, Rodriguez-

Figure 5 | Coefficients de corrélation de Spearman entre données SAFRAN et carte de dépérissement S2 (toutes les valeurs-p < 10⁻¹⁶)

Les données journalières SAFRAN (résol. spatiale 8 km) sont moyennées sur 10 ans. Pour les cartes de dépérissement (résol. 10 m), nous calculons le pourcentage de pixels dépérissant sur un pixel SAFRAN. Le masque BD Forêt® version 2 est utilisé pour filtrer les pixels chênes.

© L. Beaudonnat et Cécile Vincent-Barbaroux (Université d’Orléans)



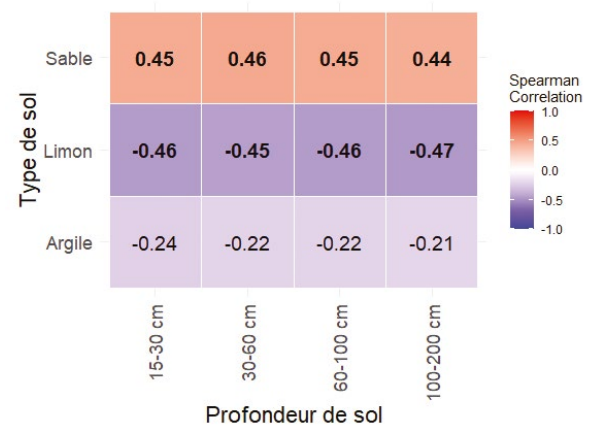
Calcerrada *et al.* (2017) font ressortir dans leur méta-analyse le rôle clé des températures et des épisodes de sécheresses récurrentes dans la détérioration de l'état sanitaire des chênes. Ces résultats ont de plus été validés avec un jeu de données météorologiques plus résolu (à 1 km) provenant de la base de données SILVAE d'AgroParisTech (<https://silvae.agroparistech.fr>). La température moyenne, maximale, l'évapotranspiration potentielle ainsi que le rayonnement solaire sont également les variables les plus corrélées (coeff. de Spearman entre 0,30 et 0,60) avec le dépérissement sur les pixels de chênes des cartes Reconfort bien avant les variables stationnelles (annexe 2).

Ces cartes de dépérissement ont également été croisées avec des données pédologiques provenant du site SoilGrids (<https://soilgrids.org>), utilisant différentes bases de données. Celle de notre zone d'étude correspond à la base European Soil Data Centre. Comme pour les données climatiques, les données de dépérissement (résolution 10 m) ont été croisées spatialement avec les données pédologiques (résolution 250 m). Nous avons calculé le pourcentage de pixels dépérissants dans chaque pixel de la carte pédologique. De même, le masque BD Forêt® version 2 a été utilisé pour filtrer les pixels chênes. Les corrélations de

Figure 6 | Coefficients de corrélation de Spearman entre les contenus en argile, sable, et limon à différentes profondeurs de sol et la carte de dépérissement S2 2020 (toutes les valeurs-p < 10⁻¹⁶)

Les données pédologiques (résol. spatiale 250 m) sont mises en relation avec les cartes de dépérissement (résol. 10 m) en calculant le pourcentage de pixels dépérissants sur un pixel SoilGrids. Le masque BD Forêt® version 2 est utilisé pour filtrer les pixels chênes.

© L. Beaudonnat et Cécile Vincent-Barbaroux (Université d’Orléans)



Spearman obtenues entre ces données sont disponibles dans le tableau de données suivant (figure 6). Nous pouvons observer que le contenu en sable (g de sable par kg de sol) est corrélé positivement au dépérissement des chênes de la région Centre-Val de Loire. Cela semble cohérent car la Sologne, détectée comme plutôt dépérisante par notre modèle, présente un sol très sableux propice à un assèchement rapide en période estivale qui favoriserait les dépérissements. En revanche, les quantités de limon et d'argile sont corrélées négativement avec le dépérissement, ce qui signifie que les forêts situées sur des sols plus fertiles, riches en limons et argiles, ont été estimés moins dépérisantes par notre modèle.

LIMITES ET PERSPECTIVES

Ce modèle s'applique sur les peuplements feuillus à dominance de chênes sur toute notre zone d'étude, ce qui exclut les jeunes peuplements, les peuplements mixtes feuillus-résineux (non détectés par le masque OSO) et les coupes (rases, sanitaires et de gestion courante). Toutefois, des premiers résultats intéressants ont été obtenus en appliquant le modèle entraîné sur nos données chênes à des placettes de châtaignier, indiquant une potentielle bonne estimation de l'état sanitaire des feuillus dans notre zone d'étude. Ce point mériterait d'être analysé et quantifié en détail. Le transfert et l'adaptation du modèle sur résineux est également envisagé car le pin sylvestre est une autre essence clé de la région. Plusieurs autres perspectives sont également envisagées, une perspective évidente étant l'utilisation de données complémentaires comme celles issues de Sentinel-1 (radar à synthèse d'ouverture) qui est encouragée par l'intérêt trouvé à combiner les deux types de données pour l'observation de la forêt (Morin et al., 2019). La détection non supervisée est une autre perspective intéressante pour s'affranchir des données d'apprentissage. Cependant, comme signalé en introduction, il est difficile de détecter des phénomènes diffus avec ce genre d'approche, la combinaison des deux types de détection peut donc s'avérer pertinente.

CONCLUSION

Cet article présente un cadre de classification supervisée pour le suivi opérationnel du dépérissement forestier à l'aide de l'imagerie satellitaire multispectrale. Notre analyse est menée à travers une étude de cas en région Centre-Val de Loire (France), qui se concentre sur l'étude des chênes, une essence clé de la région. Comme d'autres forêts tempérées, notre zone d'étude a été affectée par des sécheresses successives ces dernières années, et une cartographie régulière de la situation sanitaire des forêts

devient de plus en plus importante pour aider les différents intervenants impliqués dans la gestion forestière.

Comme tous les modèles supervisés, le cadre proposé est basé sur l'entraînement d'un modèle de classification à l'aide de données de référence de terrain. L'apprentissage est effectué sur des tranches de séries chronologiques acquises sur deux ans avant la labellisation. Nos données de référence étant obtenues sur différentes années, le modèle entraîné peut généraliser la détection du dépérissement sur plusieurs années. Notre analyse montre que le dépérissement se traduit notamment par une chute de teneur en eau (indice CRswir) et de chlorophylle (indice CRe) en été. Les données satellitaires acquises en hiver, bien que beaucoup moins efficaces pour détecter le dépérissement, peuvent servir pour améliorer les détections, indiquant une potentielle influence du sol et/ou de leur niveau d'engorgement. Nous avons pu également croiser nos cartes avec des données environnementales complémentaires. Nos résultats indiquent que le dépérissement des chênes est corrélé en particulier à l'évapotranspiration potentielle et aux températures maximales, la station s'avère également un facteur important au travers de la texture du sol. Enfin, nos résultats indiquent un dépérissement croissant au cours du temps dans la région analysée, pouvant varier au sein des différents départements. ■

Remerciements

CESBIO (B. Tardy, M. Fauvel, J. Inglada), CNES, ONF (J. Mollard, A. Jolly, M. Boulogne), CNPF (M. Chartier, J. Rosa), Unisylva (E. Cacot, M. Bastien), DSF (T. Belouard, F.-X. Saintonge), INRAE (J.-B. Féret, S. Perret). Ce travail a bénéficié d'une aide au titre du programme Ambition Recherche et Développement SYCOMORE financé par la région Centre-Val de Loire.

RÉFÉRENCES

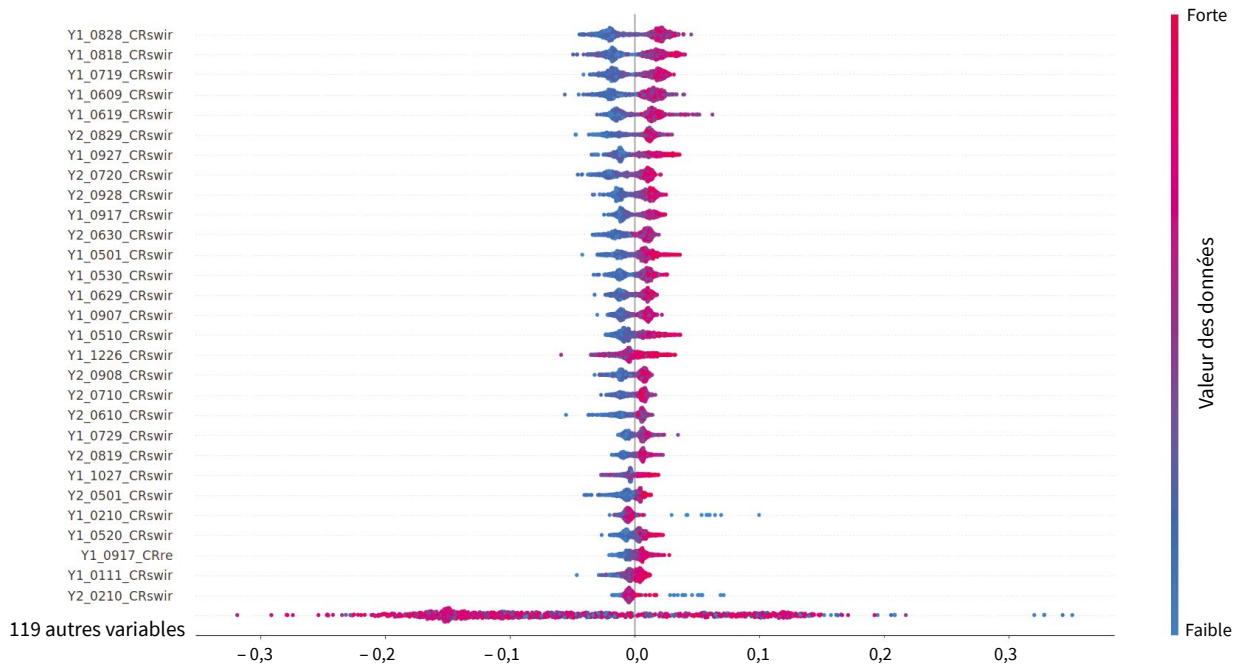
- Alarcon, A., Vincent-Barbaroux, C. (2021, février). TELEDETECTION. Télédétection au service de la cartographie de l'état sanitaire des chênaies en région Centre-Val-de-Loire. Dans : Département de la santé des forêts. *La lettre du DSF* (57). Ministère de l'Agriculture.
- Allen, C. D., Breshears, D. D. et McDowell, N. G. (2015). On underestimation of global vulnerability to tree mortality and forest die-off from hotter drought in the anthropocene. *Ecosphere*, 6(8), 129. <https://doi.org/10.1890/ES15-00203.1>
- Balandier, P., Korboulewsky, N., Mârell, A. et Pérot, T. (2022). *Vulnérabilité des chênaies de la région Centre-Val de Loire au changement de climat – C4. Rapport de fin de projet*. INRAE. HAL. <https://hal.inrae.fr/hal-03703204>
- Bélouard, T., Hubert, S., Nageleisen, L. M. et Guyon D. (2018). Cartographie des défoliations du massif forestier du Pays des Étangs en Lorraine : apports potentiels de la télédétection. *Revue forestière française*, 70(5), 473-486. <https://doi.org/10.4267/2042/70132>

- Bertuzzi, P. et Clastre, P. (2022). Information sur les mailles SAFRAN. Recherche Data Gouv, V1.
- Blauhut, V., Stoelzle, M., Ahopelto, L., Brunner, M. I., Teutschbein, C., Wendt, D. E., Akstinis, V., Bakke, S. J., Barker, L. J., Bartošová, L., Briede, A., Cammalleri, C., Kalin, K. C., De Stefano, L., Fendeková, M., Finger, D. C., Huysmans, M., Ivanov, M., Jaagus, J., Jakubínský, J., Krakovska, S., Laaha, G., Lakatos, M., Manevski, K., Neumann Andersen, M., Nikolova, N., Osuch, M., Van Oel, P., Radeva, K., Romanowicz, R. J., Toth, E., Trnka, M., Urošev, M., Urquijo Reguera, J., Sauquet, E., Stevkov, A., Tallaksen, L. M., Trofimova, I., Van Loon, A. F., Van Vliet, M. T. H., Vidal, J.-P., Wanders, N., Werner, M., Willems, P. et Živković, N. (2022). Lessons from the 2018–2019 European droughts: a collective need for unifying drought risk management. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22(6), 2201-2217. <https://doi.org/10.5194/nhess-22-2201-2022>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45, 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Champeau, T. (2018). Détection et quantification des dépérissements en forêt de Vierzon par analyse d'images satellites (poster de stage de Master 1). Université d'Orléans, Laboratoire de biologie des ligneux et des grandes cultures.
- Département de la santé des forêts. (2020, janvier). *La lettre du DSF* (55). Ministère de l'Agriculture.
- Direction générale de l'Alimentation. (2018). Surveillance des dépérissements en forêts. Note de service DGAL/SDQSPV/2018-433 du 4 juillet 2018. Ministère de l'Agriculture.
- Dutrieux, R., Féret, J.-B. et Ose, K. (2021). Mise au point d'une méthode reproductible pour le suivi généralisé des dégâts de scolytes par télédétection satellitaire. *Les rendez-vous techniques de l'ONF*, 69/70, 39-46.
- Goudet, M., Saintonge, F.-X. et Nageleisen, L. M. (2018). Quantifier l'état de santé de la forêt, méthode simplifiée d'évaluation. Note de service DGAL/SDQSPV/2018-433 du 4 juillet 2018. Direction générale de l'Alimentation.
- Granier, A., Loustau, D. et Bréda, N. (2000). A generic model of forest canopy conductance dependent on climate, soil water availability and leaf area index. *Annals of Forest Science*, 57(8), 755-765. <https://doi.org/10.1051/forest:2000158>
- Hagolle, O., Huc, M., Villa Pascual, D. et Dedieu, G. (2015). A multi-temporal and multi-spectral method to estimate aerosol optical thickness over land, for the atmospheric correction of Formosat-2, Landsat, VENμS and Sentinel-2 images. *Remote Sensing*, 7, 2668-2691. <https://doi.org/10.3390/rs70302668>
- Hornero, A., Zarco-Tejada, P., Quero, J., North, P., Ruiz-Gómez, F., Sánchez-Cuesta, R. et Hernandez-Clemente, R. (2021). Modelling hyperspectral and thermal-based plant traits for the early detection of Phytophthora-induced symptoms in oak decline. *Remote Sensing of Environment*, 263, 112570. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112570>
- Lundberg, S. M., Erion, G., Chen, H., De Grave, A., Prutkin, J. M., Nair, B., Katz, R., Himmelfarb, J., Bansal, N. et Lee, S. I. (2020). From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. *Nature Machine Intelligence*, 2, 56-67. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0138-9>
- Morin, D., Planells, M., Guyon, D., Villard, L., Mermoz, S., Bouvet, A., Thevenon, H., Dejoux, J.-F., Le Toan, T. et Dedieu, G. (2019). Estimation and Mapping of Forest Structure Parameters from Open Access Satellite Images: Development of a Generic Method with a Study Case on Coniferous Plantation. *Remote Sensing*, 11, 1275. <https://doi.org/10.3390/rs11111275>
- Mouret, F., Morin, D., Martin, H., Planells, M. et Vincent-Barbaroux, C. (2024). Toward an operational monitoring of oak dieback with multispectral satellite time series: A case study in Centre-Val de Loire region of France. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17, 643-659. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3332420>
- Olofsson, P., Foody, G. M., Stehman, S. V. et Woodcock, C. E. (2013). Making better use of accuracy data in land change studies: Estimating accuracy and area and quantifying uncertainty using stratified estimation. *Remote Sensing of Environment*, 129, 122-131. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.10.031>
- Rodríguez-Calcerrada, J., Sancho-Knapik, D., Martin-St Paul, N. K., Limousin, J. M., McDowell, N. G., Gil-Pelegrín, E. (2017). Drought-induced oak decline – factors involved, physiological dysfunctions, and potential attenuation by forestry practices, Dans : Gil-Pelegrín, E., Peguero-Pina, J. J., et Sancho-Knapik, D., *Oaks Physiological Ecology. Exploring the Functional Diversity of Genus Quercus L.* Springer International Publishing, 419-451.
- Saintonge, F.-X. et Goudet, M. (2020a). Situation sanitaire début 2020 de 52 massifs de chênes en forêt publique. Département de la santé des forêts (ministère de l'Agriculture). <https://agriculture.gouv.fr/situation-sanitaire-debut-2020-de-52-massifs-de-chenes-en-foret-publique>
- Saintonge, F.-X. et Goudet, M. (2020b). Une enquête pour évaluer la santé de 85 massifs de chêne. Département de la santé des forêts (ministère de l'Agriculture). <https://agriculture.gouv.fr/une-enquete-pour-evaluer-la-sante-de-85-massifs-de-chene>
- Seidl, R., Thom, D., Kautz, M., Martín-Benito, D., Peltoniemi, M., Vacchiano, G., Wild, J., Ascoli, D., Petr, M., Honkanenmi, J., Lexer, M., Trotsiuk, V., Mairota, P., Svoboda, M., Fabrika, M., Nagel, T. et Reyer, C. (2017). Forest disturbances under climate change. *Nature Climate Change*, 7, 395-402. <https://doi.org/10.1038/nclimate3303>
- Thierion, V., Vincent, A. et Valero, S. (2022). Theia OSO Land Cover Map 2021. Dataset. CESBIO.

Annexe 1 | Représentation graphique des valeurs SHAP calculées à l'aide de l'algorithme RF entraîné sur les indices CRswir et CRre acquis au cours des deux années précédant la labellisation

© F. Mouret (Université d'Orléans/CESBIO/UT3/CNES)

Y1 correspond à la première année d'acquisition et Y2 à la dernière année d'acquisition (l'année de labellisation). Y1 et Y2 sont suivis du mois et des jours (par ex., Y2_0630 signifie le 30 juin de l'année de labellisation). Chaque point du diagramme correspond à un exemple particulier, la position x du point étant déterminée par la valeur SHAP de la donnée d'entrée considérée. Une valeur SHAP positive implique une augmentation de la probabilité de dépérissement (inversement, une valeur négative implique une diminution de cette probabilité). La couleur des points correspond à l'intensité relative de la donnée considérée par rapport au reste du jeu d'apprentissage (rouge pour les valeurs « élevées » et bleu pour les valeurs « faibles »). Les 30 variables les plus importantes sont affichées.



Annexe 2 | Coefficients de corrélation de Spearman entre données du portail SILVAE et cartes de dépérissement S2 (toutes les valeurs-p < 10⁻¹⁶)

© L. Beaudonnat et Cécile Vincent-Barbaroux (Université d'Orléans)

Les données annuelles de SILVAE (résolution spatiale 1 km) sont cumulées sur 10 ans. Pour les cartes de dépérissement (résolution 10 m), nous calculons le pourcentage de pixels dépérissant sur un pixel SILVAE. Le masque BD Forêt® version 2 est utilisé pour filtrer les pixels chênes.

