

# Analyse du risque végétation dans les emprises ferroviaires à partir de données LiDAR acquises par drones

■ Luc PERRIN

*La gestion du couvert végétal présent dans les emprises ferroviaires se pose comme un enjeu majeur pour SNCF. Les drones offrent une solution efficace de cartographie car ils permettent une grande souplesse d'intervention, sans perturbation du trafic ferroviaire. Ce projet d'étude a pour objectif l'exploitation des données du système LiDAR aérien VUX-1 UAV pour la cartographie des risques liés à la végétation. Les travaux menés ont permis de valider la qualité des données acquises et de préciser les protocoles de captation. Par ailleurs, pour parvenir à la détection de la végétation et des infrastructures, une chaîne de classification a été mise en place et intégrée aux processus. Différents modèles d'analyse de risque végétation ont alors été proposés et étudiés ; la perspective d'une individualisation des arbres a enfin été abordée. Sur la base des travaux de ce projet, l'industrialisation et la mise en production de l'analyse des dangers végétation est désormais possible.*

## ■ MOTS-CLÉS

LiDAR aérien, drones, risque végétation, classification, précision, exactitude, nuage de points, emprises ferroviaires, individualisation d'arbres

Conscient des possibilités offertes par la récente émergence des drones, SNCF Réseau a mis en place dès 2014 un pôle dédié à l'exploitation des solutions drones, chargé de missions d'inspections, de cartographie et de surveillance des installations du Réseau ferré national (RFN). La photogrammétrie jusqu'alors utilisée pour répondre aux besoins présente des limites importantes, notamment en matière de mesures sous le couvert végétal. La technologie LiDAR, configurée sur des vecteurs drones (Figure 1), apparaît en revanche comme une solution très prometteuse. Dans cette perspective, le Pôle Drones de SNCF Réseau a récemment fait l'acquisition d'un système LiDAR hautement performant, constitué d'un scanner laser Riegl VUX-1 UAV et d'une centrale inertielle Applanix AP20.

Le sujet qui m'a été confié s'inscrit dans le programme d'intégration du système VUX-1 UAV et du traitement de ses données. Ce projet a été réalisé au sein du Pôle Drone de SNCF Réseau (officiellement filialisé en l'entreprise Altametriz le 3 avril 2017) et a pour but la cartographie du risque végétation dans les emprises ferroviaires. Pour y parvenir, il sera nécessaire de quantifier la qualité des données acquises par le

## Introduction

Avec ses quelque 33 000 km de lignes, SNCF (Société nationale des chemins de fer français) assure la gestion d'un des réseaux ferrés les plus importants d'Europe. Ce patrimoine nécessite une maintenance et un entretien sans faille afin de garantir la sécurité des équipements, du personnel et des voyageurs. C'est pourquoi SNCF effectue quotidiennement, à l'échelle du réseau, des opérations d'inspection et de surveillance des installations.

Le suivi et la maîtrise du couvert végétal représentent le deuxième poste de coût de maintenance, atteignant plusieurs dizaines de millions d'euros de dépenses annuelles. Les enjeux économiques, sociaux, sécuritaires et écologiques de la maîtrise de la végétation sont considérables. À ce titre, notons que l'ensemble des retards dus aux causes liées à la végétation sont estimés à 8 000 heures annuelles, chaque heure pouvant avoir un impact de plusieurs dizaines de milliers d'euros. C'est pour ces raisons que SNCF s'est

fixé l'objectif d'atteindre l'excellence opérationnelle en matière de maîtrise du couvert végétal (Viguiet et al., 2015).

L'usage de drones se présente comme une solution efficace, car il permet une grande souplesse d'intervention, sans perturbation du trafic ferroviaire. Ces aéronefs télépilotés qui peuvent embarquer un large panel de capteurs rendent possibles des mesures par photogrammétrie, caméras thermiques et multi-spectrales, ou encore LiDAR (*Light Detection And Ranging*).



Figure 1. Drone RiCOPTER et système LiDAR VUX-1 UAV en vol.



système LiDAR, d'établir une chaîne de classification de ces données et de définir des processus de traitement pour détecter les lieux où le couvert végétal présente un danger pour les infrastructures ferroviaires.

À terme, ces travaux devront permettre d'anticiper les incidents végétation, d'optimiser les missions d'élagage sur le terrain et donc de réduire considérablement les coûts de maintenance.

## Étude de précision et d'exactitude du système LiDAR

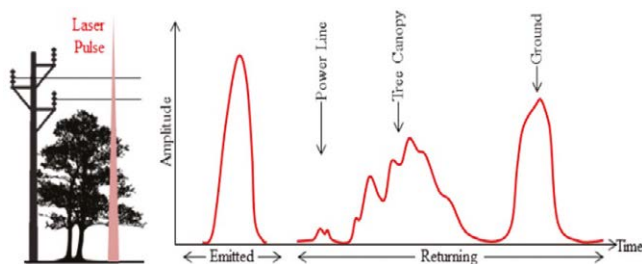
Afin d'exploiter les données provenant de tout système de mesure, il est indispensable d'estimer quantitativement leur qualité. Cette étape est primordiale pour déterminer la précision des livrables, mais également pour optimiser les processus d'intervention terrain. Afin d'apprécier la qualité des nuages de points issus du système LiDAR, nous procédons à une étude de ses composants et de l'ensemble des traitements qui permettent de générer les nuages.

### ■ Le système VUX-1 UAV

En cartographie mobile, que ce soit par vecteur terrestre ou aérien, le système de mesure est soumis à des déplacements tant en position qu'en orientation. Pour géoréférencer les mesures, on ne peut donc se dispenser de la détermination complète de la trajectoire. Ceci est réalisable grâce aux capteurs GNSS<sup>1</sup> et aux unités de mesures inertielles.

Comme le décrit Jacquin (2015) le positionnement inertiel seul ne suffit pas à une détermination juste de la trajectoire du drone car il subit une dérive rapide dans le temps qui augmente exponentiellement. De même, les capteurs GNSS seuls ne sont pas non plus suffisants car ils ne fournissent pas d'information d'orientation. Les deux systèmes sont donc complémentaires. Dans le cadre de cette étude, l'antenne GNSS utilisée est du type G5ANT de la marque Antcom et la centrale inertielle est l'Applanix AP20. Enfin, le LiDAR

<sup>1</sup> Acronyme anglais pour Global Navigation Satellite System, c'est-à-dire système de positionnement par satellites.



**Figure 2.** Illustration du retour d'onde complet d'une émission LiDAR, Kashani et al (2015).

utilisé est le VUX-1 UAV du constructeur Riegl. Ce scanner est dit multi-échos car il a la particularité d'enregistrer l'intégralité du retour de l'onde pour en extraire différents échos caractérisant les impacts du laser sur l'objet scanné (Figure 2). L'instrument s'avère ainsi très approprié pour des mesures sous le couvert végétal.

### ■ Le traitement des données captées

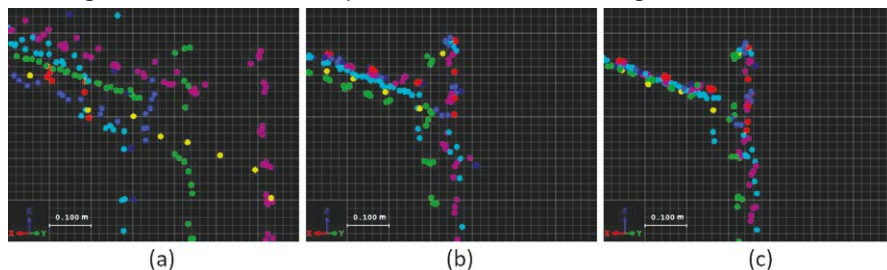
À l'issue de la captation, des informations inertielles GNSS et LiDAR ont été acquises. Il convient alors de traiter l'ensemble de ces données pour obtenir le nuage de points brut. Pour cela, les traitements sont divisés en trois étapes majeures.

Tout d'abord, le post-traitement des données trajectographiques permet de calculer précisément la trajectoire du drone à partir des données GNSS et inertielles mesurées en vol, ainsi que des observations du Réseau GNSS Permanent (RGP). L'étape est cruciale car sa qualité va impacter la suite des traitements. Décrite par Jacquin (2015), la méthode la plus adaptée à la fusion de ces données est le filtre de Kalman qui utilise des méthodes de compensation par les moindres carrés pour prédire et corriger les erreurs liées aux systèmes de mesure. La trajectoire ainsi calculée a une précision d'environ 2 centimètres.

La deuxième étape correspond au calcul des angles de calibration de système.

En effet, le système est régulièrement amené à être déplacé et repositionné sous le drone engendrant ainsi des variations angulaires non négligeables entre le repère du drone et celui du LiDAR. La mesure physique des écarts angulaires de la calibration n'étant pas réalisable, on recourt à un traitement logiciel des acquisitions pour déterminer ces angles. La solution développée par Riegl se base sur la mise en correspondance de plans détectés dans différentes bandes de scannage. Les valeurs calculées sont les trois angles de calibration (roulis, tangage et lacet) qui minimisent, au sens des moindres carrés, les écarts entre les plans détectés et appariés. Les tests réalisés ont permis d'établir un protocole précis d'acquisition terrain afin d'obtenir des valeurs de calibration fiables, valeurs indispensables pour la fourniture d'un nuage de points de qualité.

La dernière étape correspond à un calcul permettant d'affiner la détermination de la trajectoire pour limiter l'impact de l'incertitude sur la trajectoire post-traitée dans le nuage de points généré. Au sein d'une même zone couverte par différentes bandes de balayage laser, nous pouvons constater des décalages de plusieurs centimètres dans le nuage. Ce calcul d'amélioration trajectographique se base sur l'utilisation de points d'appui (préalablement pointés), et de primitives géométriques automatiquement détectées dans les nuages. Des corrections angulaires et tridimension-



**Figure 3.** Visualisation de l'amélioration de la précision du nuage au fil des traitements ; coupe sur un bâtiment ; une couleur par bande de balayage. (a) Sans calibration ; (b) Après calibration ; (c) Après calibration et calcul d'affinement trajectographique.

nelles sont appliquées tout au long de la trajectoire améliorant ainsi la précision relative et absolue du nuage. La *Figure 3* illustre l'amélioration de la précision du nuage au fil des traitements.

### ■ La précision des acquisitions

La qualité des acquisitions est intrinsèquement liée aux conditions d'acquisition, et donc au drone, à sa vitesse et sa hauteur d'évolution. Au sein d'Altametriss, le système LiDAR peut être embarqué à bord de deux types de drones :

- Le drone à voilure fixe DT-26 conçu par Delair-Tech pour des acquisitions sur de longs linéaires.
- Le drone à voilure tournante RiCOPTER construit par Riegl pour des captations localisées.

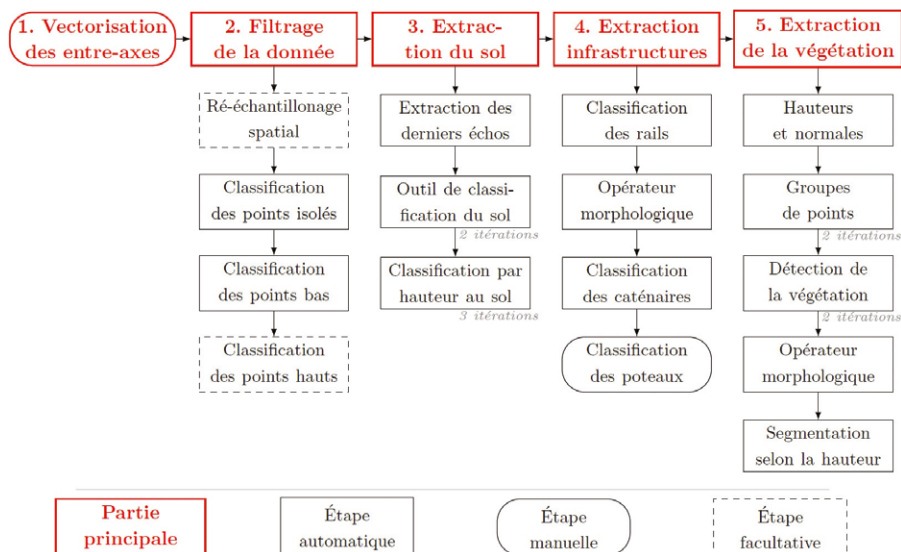
Plusieurs missions terrain ont alors été menées afin d'estimer la qualité des données acquises dans les conditions classiques d'utilisation de ces deux drones. Le *Tableau 1* résume les principaux résultats ainsi obtenus.

La précision relative est quantifiée par étude de la dispersion locale des points autour de leur valeur moyenne. La précision absolue est, quant à elle, obtenue par comparaison de pointés de cibles (dits points de contrôle) aux coordonnées GNSS mesurées sur le terrain. Enfin, l'exactitude quantifie les écarts entre les pointés sur cibles et leurs coordonnées vraies. Pour être calculée, elle nous a nécessité des acquisitions de précision des GCP (*Ground Control Points*, c'est-à-dire points d'appui) et des points de contrôle par levé statique de 30 minutes à l'aide de récepteurs équipés d'antennes GNSS *choke rings*.

En définitive, cette étude nous a permis de montrer que selon le protocole terrain, la précision absolue du nuage peut être meilleure que deux centimètres, ce qui est conforme aux critères SNCF en matière de cartographie de la végétation, et suffisamment performant pour investiguer des solutions d'individualisation de la végétation.

Drone	Hauteur d'évolution	Vitesse de vol	Densité de points	Précision relative	Précision absolue	Exactitude à 7 GCP/km
RiCOPTER	50 m	7 m/s	250 pts/m <sup>2</sup>	<b>0,017 m</b>	<b>0,019 m</b>	–
DT-26	80 m	17 m/s	100 pts/m <sup>2</sup>	<b>0,031 m</b>	–	<b>4 cm</b>

**Tableau 1.** Bilan des principaux résultats de précision et d'exactitude du système VUX-1 UAV



**Figure 4.** Chaîne complète de classification.



**Figure 5.** Exemple de résultat de la chaîne de traitement de classification.

### Classification de données LiDAR

La localisation du risque végétation implique la connaissance de la position du couvert végétal et des infrastructures. Pour détecter et dissocier ces éléments, une classification des nuages LiDAR est nécessaire.

### ■ La mise en place d'une chaîne de classification

La première étape consiste à cibler précisément les classes à extraire. Il nous faut bien entendu extraire les infrastructures les plus impactées par les chutes de végétation. Celles-ci sont les rails, les fils caténaires et les poteaux caténaires. Par ailleurs, comme nous visons la détection des dangers macroscopiques de la végétation, celle-ci a été

segmentée en deux classes selon sa hauteur : la haute végétation (HV) qui est le cœur de notre étude (supérieure à 2 m) et la basse végétation (BV, inférieure à 2 m). Toutefois, Xu et al (2014) montrent que l'extraction de ces classes nécessite la classification préalable du sol et le filtrage des points isolés.

La qualité de classification du sol ayant un impact sur l'extraction des autres classes, nous avons confronté la solution CSF développée par Zhang et al (2016) à celle de TerraScan. Bien que plus lente cette dernière a été retenue car plus qualitative. Pour une extraction robuste des éléments linéaires (fils caténaires et rails), nous avons fait le choix de procéder en amont à une digitalisation des entre-axes des voies. En raison de sa forme hétérogène, la classification de la végétation est assez complexe. Plusieurs approches géométriques et même neuronales ont été investiguées. C'est à la parution de l'article GeoCue (2017) qu'une solution morphologique par groupes de points a été retenue.





Cette chaîne de classification a été mise en œuvre par édition de macros concaténant différents outils et fonctions proposés par le logiciel TerraScan. La Figure 4 résume la chaîne de classification mise en place et un exemple de résultat est donné en Figure 5.

## Analyse qualitative de la chaîne de classification

La chaîne de classification étant établie, il est du ressort de l'ingénieur géomètre de l'analyser. Pour cela la littérature distingue deux principaux critères : l'efficacité (relative aux temps de traitement homme et machine), et l'exactitude (relative à sa qualité). Le Tableau 2 résume les temps de traitement de la chaîne de classification.

Pour déterminer l'exactitude d'un nuage, il est nécessaire de le comparer à une donnée de référence considérée comme exacte. Confronté à une classification manuelle et minutieuse, chaque point du nuage se voit recevoir deux attributs de valeur de classification : l'un obtenu par la chaîne de traitement, l'autre obtenu manuellement. Il est alors possible de dresser une matrice de confusion (Tableau 3) recensant pour chaque classe les taux d'exactitude (sur la diagonale) et taux d'erreur. On distingue deux types d'erreurs en matière de classification. D'une part les erreurs d'excédent (également

appelés faux positifs en statistique) qui quantifient pour une classe donnée le pourcentage de points attribués à tort à cette classe. D'autre part les erreurs de déficit (également appelés faux négatifs en statistique) qui quantifient le pourcentage de points qui n'ont, quant à eux, pas été placés dans cette classe. À partir de ces taux d'erreur et d'exactitude, le coefficient Kappa de Cohen présenté par Girard et Girard (1999) permet de calculer un coefficient indexé d'exactitude globale de la classification. Signalons que pour homogénéiser ce coefficient au regard de la grande disparité des points au sein des différentes classes, le calcul a été normalisé en fonction du nombre de points de chaque classe.

Les performances atteintes, tant en termes d'exactitude que de rapidité de traitement, ont permis l'intégration de la chaîne développée aux processus de production d'Altamétris.

## Analyse du risque végétation

Fort de cette classification des données, il nous est désormais possible d'entreprendre l'analyse des dangers végétation sur les infrastructures. Les spécialistes végétation de SNCF Réseau définissent principalement le risque végétation comme un danger immédiat pour les infrastructures. Ces risques ont été segmentés en deux classes selon leur imminence :

- **Catégorie U1** : l'arbre engage le gabarit ferroviaire et affecte à court terme la sécurité des installations. Cette catégorie nécessite la planification immédiate d'une intervention.

- **Catégorie U2** : l'arbre présente un risque de chute possible sur les installations. La programmation d'une intervention est à établir sans caractère prioritaire.

Dans notre étude nous proposons trois approches de détection des dangers végétation :

### ■ Approche curative : identification des risques imminents

Le but de cette approche est l'identification des risques immédiats de la catégorie U1. Ceci équivaut à effectuer une classification de la végétation par distance horizontale aux infrastructures. Pour conserver une certaine gradation dans la notion de danger, nous avons choisi de calculer la distance horizontale de tous les points de la végétation aux plus proches infrastructures. Les points dont la distance est inférieure à 3 mètres sont colorisés et représentent les dangers imminents à curer au plus vite. Pertinent et efficace, le modèle trouve néanmoins rapidement ses limites en présence d'arbres de grande taille au-delà de cette bande de proximité. Il nous faut donc considérer la hauteur des arbres.

### ■ Approche préventive : maîtrise du risque

Cette nouvelle approche vise à détecter l'intégralité des dangers végétation susceptibles d'impacter par chute les infrastructures ferroviaires. L'idée du modèle est donc de comparer en tout point du sol, la hauteur maximale de la végétation ( $H_v$ ), à la plus courte

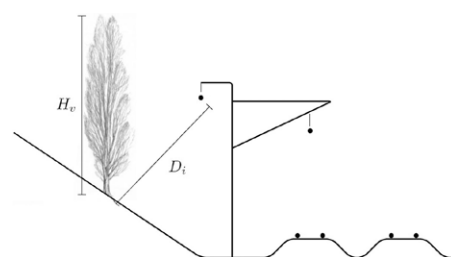


Figure 6. Schéma de principe de la détermination de la présence de danger végétation.

Classification manuelle	Classification semi-automatique	
Total : t ≈ 9 heures	Phase manuelle : t = 2'30"	Phase automatique : t = 10'30"
	Total : t = 13'	

Tableau 2. Bilan des temps de traitement de la chaîne de classification sur un nuage de 10,6 millions de points.

Classification automatique	Classification manuelle							Erreur d'excédent
		Autre	Sol	BV	HV	Fils	Rails	
	Autre	95,7 %	0,1 %	1,4 %	0,1 %	0,6 %	0,3 %	0,42 %
	Sol	2,9 %	98,5 %	5,8 %	0 %	0 %	0 %	1,44 %
	BV	1,3 %	1,3 %	91,9 %	0,3 %	0 %	0 %	0,49 %
	HV	0 %	0 %	0,9 %	99,6 %	0 %	0 %	0,15 %
	Fils	0,1 %	0 %	0 %	0 %	99,4 %	0 %	0,01 %
	Rails	0 %	0 %	0 %	0 %	0 %	99,7 %	0,00 %
Erreur de déficit		0,71 %	0,71 %	0,25 %	1,35 %	0,06 %	0 %	$\kappa = 97 \%$

Tableau 3. Matrice de confusion de la classification et Kappa associé. Étude effectuée sur 7,6 millions de points. HV : haute végétation, BV : basse végétation



Figure 7. Exemple de résultat de l'identification de risque par approche préventive (sans échelle).

distance aux installations ( $D_i$ ). Si cette première est supérieure à la seconde, il y a danger possible (Figure 6).

La valeur du danger se calcule alors immédiatement par la formule ci-dessous :

$$D_{\text{danger}} = D_i - H_v$$

Un exemple de résultat du modèle est donné dans la Figure 7.

Ce modèle plus complet met en évidence davantage de risques. Cependant, certains de ces risques détectés n'en sont pas réellement au vu de la topographie du terrain. La présence de déblais aux abords des voies peut diminuer drastiquement la probabilité de chute de l'arbre sur la voie.

### ■ Approche prédictive : anticipation du risque

Afin d'apporter une réponse au besoin de gestion anticipative du couvert végétal, nous proposons un modèle qui est une première solution en vue de la

mise en place d'une approche prédictive complète. Ce modèle vise donc à pondérer de façon probabiliste la précédente approche au regard du profil du terrain. Elle nous permettra d'exclure un certain nombre d'arbres faussement dangereux et d'affiner la détection des risques.

Pour cela nous calculons les pentes du sol sous la végétation. Assali (2014) montre que deux informations viennent caractériser ces pentes (Figure 8) :

- La direction de pendage. Dans notre étude c'est la direction par rapport aux infrastructures que nous retenirons ( $\alpha_R$ )

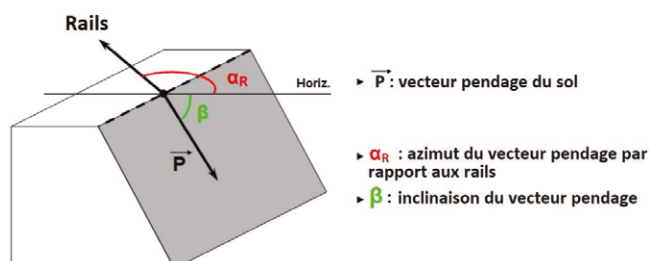


Figure 8. Représentation des notions de pendage, Assali, (2014) modifié.



Figure 9. Comparaison des résultats obtenus par les approches préventive (à gauche) et prédictive (à droite) (sans échelle).

- L'inclinaison du vecteur pendage par rapport à l'horizontale ( $\beta$ )

Plus le vecteur pendage du terrain s'oriente vers les rails, plus le danger de chute est important. De même, l'imminence du danger croîtra avec l'inclinaison du terrain. Ainsi, nous calculons le poids selon le modèle trigonométrique rapporté sur un intervalle de définition compris entre 0 et 2. On a alors la formule ci-dessous :

$$p = \cos(\alpha_R) \times \sin(\beta) + 1$$

Une fois le poids calculé pour tous les points de la végétation, nous le multiplions par la valeur de la zone de danger calculée lors de l'approche préventive. La Figure 9 donne une comparaison du résultat ainsi obtenu avec l'approche prédictive et le compare à l'approche préventive. Elle montre que cette approche affine les résultats de l'approche préventive au regard du terrain. Pour aller plus loin, il serait envisageable d'y intégrer d'autres données probabilistes telles que la puissance et la direction des vents.

La difficulté de ce modèle réside dans le calcul du poids. Afin d'être au plus représentatif de la réalité, il nous





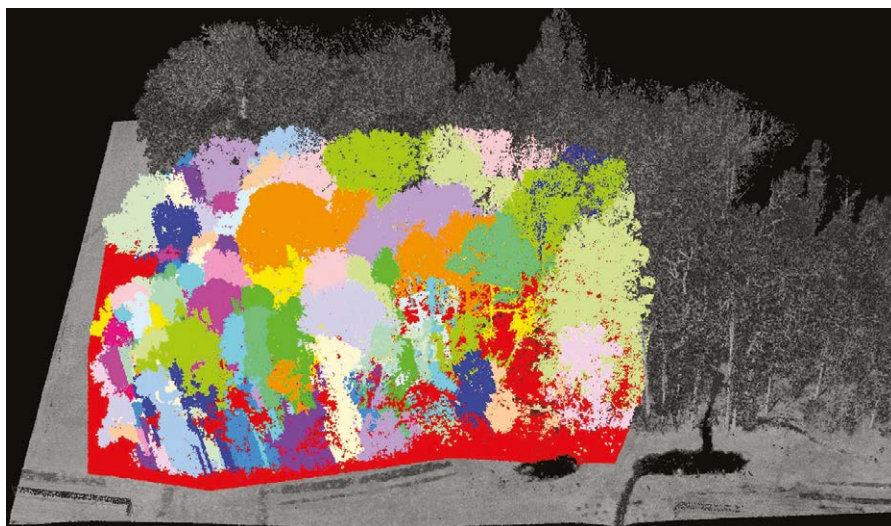


Figure 10. Individualisation de la végétation (CompuTree, sans échelle).

faudrait des échantillons statistiques acquis sur plusieurs années. Ne disposant de telles données, nous avons retenu la définition telle que vue précédemment. Il est probable que cette pondération soit légèrement trop faible. Ces trois modèles ont été conçus pour être déployés sur des données spatialement rééchantillonnées. Ainsi, dans le but d'une création de carte de risques, il est possible de rasteriser les données, les temps de traitement s'en trouveront drastiquement diminués.

Toutefois, dans ces trois approches, le danger est obtenu comme un attribut des points et non comme caractéristique de l'arbre. Ainsi, la limite de ces modèles réside dans le fait que l'entité de référence demeure le point et non l'individu. Progressivement, la direction de la Maintenance de SNCF Réseau se tourne vers une caractérisation individuelle des arbres.

## Vers une individualisation de la végétation

En complément de nos études et dans la continuité des travaux de Pereira (2015), nous avons investigué plusieurs solutions d'individualisation des arbres. Au vu de la haute densité des données issues du système LiDAR, et de leur précision élevée, notre état de l'art nous a conduits à envisager des solutions issues du traitement de données laser acquises par voie terrestre.

La première solution est *CompuTree*,

le logiciel libre développé par l'Office National des Forêts (ONF). Les traitements sont divisés en deux étapes majeures :

- Extraction des troncs dans une fine bande de la végétation parallèle au sol. Le résultat est plusieurs fois statistiquement filtré de sorte à n'avoir plus que des points sur les troncs.
- Les points de chaque tronc sont alors groupés sous forme d'un ensemble de points (*clustering*) et les groupes sont propagés de proche en proche aux branches puis aux feuilles.

Bien que déjà très prometteur, le résultat de ce traitement automatique présente un certain nombre d'erreurs (Figure 10) dues à la sensibilité trop élevée des groupes de points générés (*clustering*).

Nous nous sommes alors tournés vers une autre solution à l'aide du logiciel

libre *CloudCompare*. Ici encore, les traitements ont été divisés en deux temps :

- Extraction des troncs et branches principales à partir d'une sélection des derniers échos du LiDAR et de filtres statistiques.
- Explosion itérative du nuage des troncs et branches principales, de sorte que chaque nuage ainsi créé soit un arbre.

Comme le montre la Figure 11, les résultats sont très encourageants. Un gain en qualité est encore atteignable par itération automatique de l'explosion des groupes en fonction de leur taille et du nombre de points.

Les perspectives se tournent alors vers un couplage des deux solutions testées, puis vers une caractérisation individuelle de chaque arbre, de façon à en extraire les caractéristiques dendrométriques principales (hauteur, taille du houppier, diamètre du tronc, coordonnée du tronc, puis distance aux infrastructures).

Couplée à la cartographie des risques végétation, l'individualisation de la végétation nous permet de détecter les arbres dangereux (Figure 12). L'ensemble des informations de chaque arbre peut alors être automatiquement regroupé dans le Système d'Information Géographique (SIG) de maîtrise arbustive de SNCF Réseau, intégrant également plusieurs coupes pour une bonne visualisation. Ces informations permettront à SNCF d'optimiser les processus de maintenance (définition de zones prioritaires, choix des moyens d'élagage, etc.) et de réduire les coûts d'intervention tout en éliminant le risque végétation.

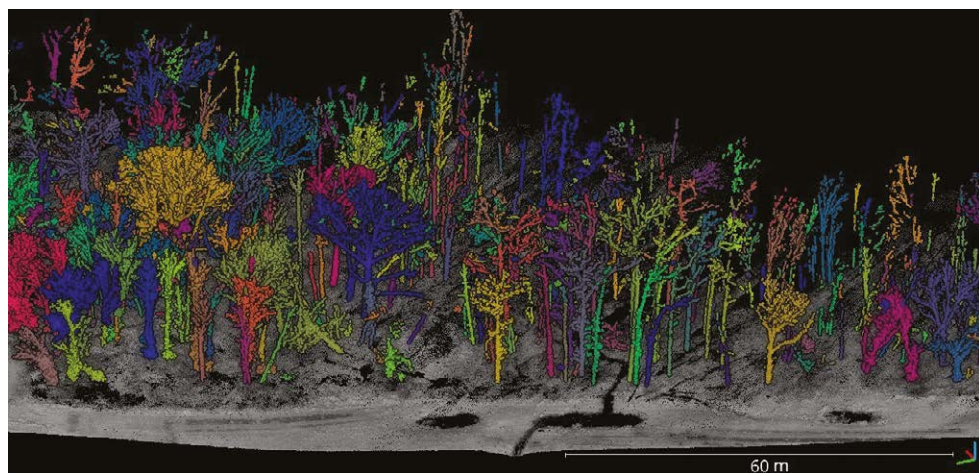


Figure 11. Individualisation de la végétation (CloudCompare).



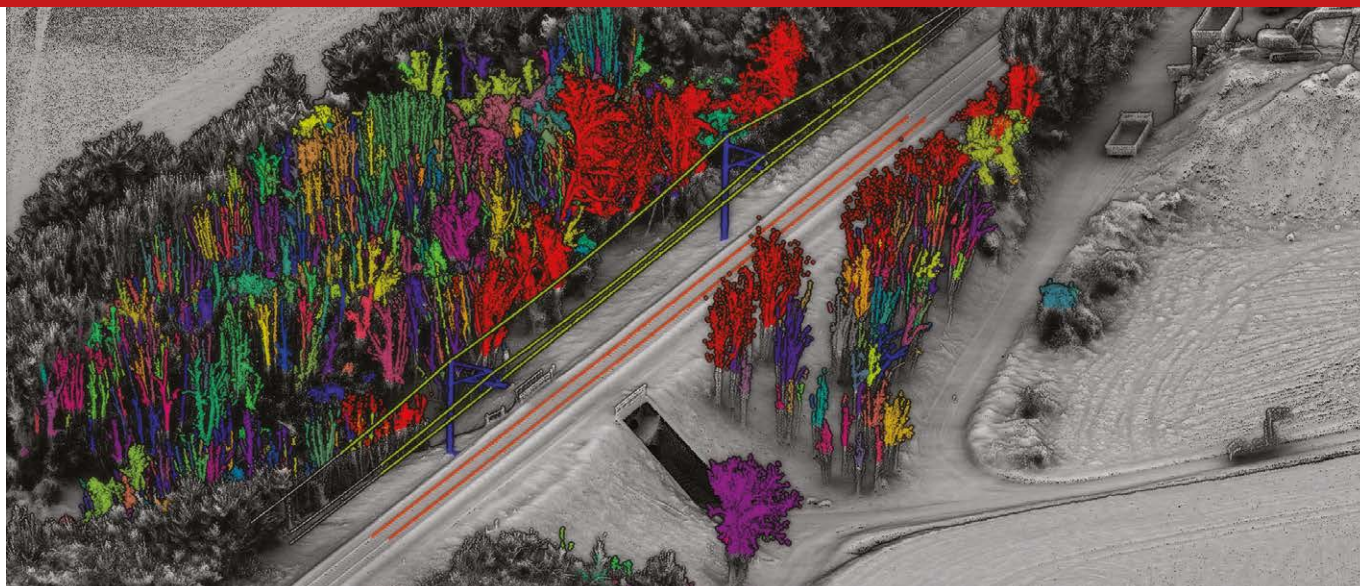


Figure 12. Identification des arbres dangereux (en rouge, sans échelle).

## Conclusion

Les travaux menés nous ont tout d'abord permis de quantifier la précision et l'exactitude des données issues du système LiDAR VUX1-UAV. La chaîne de traitement de ces données a été affinée et les protocoles terrain optimisés. La qualité des données du système LiDAR permet de répondre aux exigences de surveillance et de maintenance du RFN, repoussant les limites des méthodes photogrammétriques. Dans le but de cartographier le couvert végétal, une chaîne de classification des données a également été établie et intégrée aux processus de traitement, et est désormais déployable efficacement à grande échelle. Les objectifs de cartographie du risque végétation ont été atteints : les travaux permettent de détecter automatiquement sur de grands linéaires la présence de tout risque végétal selon plusieurs approches d'imminence du risque.

Aujourd'hui, le vecteur employé au sein d'Altametrus est le drone, car il permet des acquisitions habiles et non intrusives sur des zones localisées du RFN. Pour une cartographie sur l'ensemble du réseau, il nous faut nous tourner vers des acquisitions à partir d'autres vecteurs comme le train (déjà existant au sein de SNCF) ou encore l'hélicoptère (à venir chez Altametrus).

À moyen terme, la cartographie des risques végétation sur l'ensemble du RFN permettra une meilleure gestion du couvert végétal du réseau, garantissant gains économiques et meilleure disponibilité du Réseau ferré national. ●

## Contact

Luc PERRIN  
luc.perrin@altametrus.com

## Bibliographie

- [Assali, 2014] ASSALI, P. (2014). *Modélisation géostructurale 3D de parois rocheuses en milieu ferroviaire, application aux ouvrages en terre*. Thèse de doctorat, Ecole doctorale Mathématiques, Sciences de l'Information et de l'Ingénierie.
- [GeoCue, 2017] GeoCue (2017). *TerraScan : Classify Groups*. URL : <http://support.geocue.com/terraSCAN-classify-groups/>, consulté le 29/07/2017.
- [Girard et Girard, 1999] GIRARD, M.-C. et GIRARD, C.-M. (1999). *Traitement des données de télédétection*. DUNOD Ed. Paris, 529 :326-334.
- [Jacquin, 2015] JACQUIN, A. (2015). *Qualification de la précision des données topographiques issues d'acquisitions par méthode scanner laser dynamique ferroporté au sein de la SNCF*. Mémoire de master, INSA de Strasbourg – SNCF Direction de l'Ingénierie.
- [Kashani et al., 2015] KASHANI, A.G., OLSEN, M.J., PARRISH, C.E., WILSON, N. (2015). *A Review of LIDAR Radiometric Processing: From Ad Hoc Intensity Correction to Rigorous Radiometric Calibration*. *Sensors*, 15(11), 28099-28128.
- [Pereira, 2015] PEREIRA, A. (2015). *Valorisation des données acquises par drone sur le réseau ferré national*. Mémoire de master, INSA de Strasbourg – SNCF, Pôle Drones.
- [Viguié et al., 2015] VIGUIER, F., PEREIRA, A., BAH, F., BERTHAUD, C., CAPRINI, P., DURAND, A., STUDER, M., HUGONET, B., GOINEAU, A. et MAATOU, L. (2015). *Le contrôle de la végétation dans les emprises ferroviaires : une approche multi-scalaire*.

XYZ - Revue de l'Association Française de Topographie, 144:25-40.

[Xu et al., 2014] XU, S., VOSSELMAN, G. et ELBERINK, S.O. (2014). *Multiple-entity based classification of airborne laser scanning data in urban areas*. *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*, 88:1-15.

[Zhang et al., 2016] ZHANG, W., QI, J., WAN, P., WANG, H., XIE, D., WANG, X. et YAN, G. (2016). *An easy-to-use airborne lidar data filtering method based on cloth simulation*. *Remote Sensing*, 5(8):3749-3775.

## ABSTRACT

**Key words:** Airborne LiDAR, vegetation risk, UAV, precision, accuracy, classification, point cloud, railway rights-of-way, trees individualisation

*Vegetation management along railway rights-of-way is a major stake for SNCF (France's national state-owned railway company). Due to their high flexibility, UAVs appear as an efficient solution for cartography, without disruption of rail services. This master thesis aims to evaluate VUX-1 UAV LiDAR system to analyse vegetation risks. Through experiences we led, we managed to validate system's data quality and we refined acquisition protocols. Besides, we set a classification process up in order to achieve vegetation and infrastructure detection. We developed several models of vegetation danger analysis, and studied the perspective of trees individualisation. Thanks to this work, it is possible to produce and industrialise risk vegetation cartography.*