Inventaire Automatisé des Poteaux et Conducteurs de Distribution Électrique Basé sur la Reconnaissance de LiDAR Terrestre

Louis-Alexandre LECLAIRE Philippe MASSICOTTE Guillaume HOULE Mohamed GAHA Christian BUTEAU
Hydro-Québec, 1800 Bd Lionel-Boulet, Varennes, QC J3X 1S1, Canada

Résumé – Les environnements forestiers posent des défis uniques pour l'inventaire et la gestion des réseaux de distribution électrique. Cet article présente une méthode de géolocalisation automatisée des poteaux et conducteurs de distribution en utilisant la classification de données LiDAR (nuages de points). Notre approche offre une solution simplifiée pour la surveillance des infrastructures électriques. Les résultats expérimentaux montrent que notre méthode identifie 85 % des poteaux en forêt dense sans intervention humaine, soulignant le potentiel des algorithmes en intelligence artificielle pour améliorer la gestion des infrastructures électriques et ouvrant la voie à des applications plus larges en télédétection et en maintenance des utilités électriques.

Abstract – Power distribution network in forested environments poses unique challenges for inventory and management. This paper presents a method for automated mapping of distribution poles and conductors using terrestrial mobile LiDAR data, employing point cloud classification. This approach offers a lean solution for electrical infrastructure monitoring. The results demonstrates that this method accurately identifies 85 % of poles in dense forest settings without human intervention. These findings highlight the potential of the artificial intelligence algorithms to enhance the efficiency and precision of electrical infrastructure management, paving the way for broader applications in remote sensing and utility maintenance.

1 Introduction

Le système LiDAR (Light Detection and Ranging) est une technologie de télédétection avancée permettant l'acquisition de données géospatiales en mouvement. Celle-ci est particulièrement efficace pour collecter des données qui sont ensuite traitées pour générer des nuages de points à haute résolution. Ceci en fait un outil idéal pour la cartographie et l'inspection des équipements électriques des réseaux de distribution aérien. Grâce à sa précision, le LiDAR permet d'améliorer la gestion et la maintenance de ces infrastructures critiques [8].

De nombreuses études portent sur l'utilisation des algorithmes d'apprentissage automatique pour la gestion des équipements dans les réseaux électriques. Les auteurs d'une étude récente [10] répertorient les modèles d'apprentissage automatique (ML) pour la gestion des équipements. La plupart des algorithmes sont utilisés pour améliorer la durée de vie et identifier les défauts des équipements électriques. Ces modèles ML s'appuient sur des systèmes de données centraux tels que SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) pour une prise de décision précise. Cependant, les informations ne sont pas toujours disponibles, précises ou à jour [11]. Cela est particulièrement vrai pour les réseaux de distribution connectant des milliers d'équipements. Pour résoudre ce problème, certains chercheurs ont utilisé des données non structurées telles que des images [11] et des nuages de points pour améliorer la cohérence et la qualité du système SCADA. D'autres [4, 1] ont utilisé des algorithmes d'apprentissage automatique pour localiser les lignes de distribution dans les données LiDAR, en identifiant d'abord l'emplacement des poteaux de distribution, puis en détectant les lignes électriques entre les poteaux. Certains chercheurs [2] ont utilisé un réseau de neurones à convolution pour détecter les lignes électriques à partir d'images aériennes haute résolution capturées par drones, surpassant les méthodes de pointe en segmentation des lignes électriques. D'autres approches ont appliqué un algorithme de réseau de neurones profond pour inspecter automatiquement les réseaux électriques [12]. Ils ont utilisé un modèle d'apprentissage profond Semi-ProtoPNet pour classifier les structures défectueuses dans un réseau de distribution électrique, avec une précision de 97,22 %. Ces résultats confirment que les algorithmes d'apprentissage profond sont suffisamment matures pour être largement utilisés pour détecter les équipements du réseau de distribution. La méthode [9] combine des images et des données LiDAR pour identifier et géolocaliser les actifs de distribution électrique. Dans cette méthode, les poteaux et autres équipements sont détectés dans les images à l'aide d'un réseau de neurones profond. Ensuite, les emplacements des poteaux sont estimés par l'intersection des lignes de visée. Le nuage LiDAR contenant les équipements est extrait et classifié pour confirmer la présence des poteaux. Enfin, les poteaux sont reliés, deux par deux afin de former une portée, en utilisant les conducteurs détectés dans les données LiDAR, recréant ainsi le réseau électrique complet. Cette méthode permet une cartographie précise et automatisée des actifs de distribution électrique, en tirant parti des avantages des images et des données LiDAR. Une question centrale émerge : peut-on se passer entièrement des images et s'appuyer uniquement sur les données LiDAR ?

Dans cet article, nous présentons une méthode innovante pour localiser et répertorier les actifs du réseau de distribution en utilisant uniquement des nuages de points LiDAR. Notre méthode repose uniquement sur la classification des données LiDAR afin d'améliorer la précision de la gestion des équipements. La géolocalisation précise des équipements du réseau de distribution offre de nombreux avantages : elle permet un inventaire précis des équipements, facilite la maintenance préventive et aide à affiner l'évaluation de la charge de travail pour les activités de gestion de la végétation. Elle fournit également des informations précieuses pour la prise de décision stratégique pour une meilleure gestion du réseau de distribution. Les résultats de notre méthode proposée montrent qu'il serait possible d'identifier et de géolocaliser les poteaux et les conducteurs de manière plus précise que l'approche proposée dans [9] en ayant recours uniquement à la technologie LiDAR.

Les principales contributions de l'article sont les suivantes : (1) proposition d'une méthode robuste pour localiser et répertorier automatiquement les poteaux et conducteurs en utilisant uniquement des données LiDAR ; (2) évaluation complète de notre méthode proposée, démontrant son efficacité sur un ensemble de données significatif.

Cet article est organisé comme suit : la section 2 décrit en détail notre méthode proposée en cinq étapes. La section 3 présente et discute les résultats expérimentaux avec des données réelles. La section 4 conclut et envisage les applications futures.

2 Méthode Proposée

Notre méthode proposée comporte cinq étapes séquentielles : (1) préparer les nuages de points ; (2) filtrer les nuages de points pour limiter le volume analysé ; (3) utiliser les clusters de conducteurs pour identifier des poteaux ; (4) valider les poteaux par les conducteurs ; (5) interconnecter les poteaux pour modéliser le réseau électrique de distribution complet.

2.1 Préparation des nuages de points

Cette étape consiste à préparer les données LiDAR pour les étapes subséquentes. Tout d'abord, les points du nuage représentant le sol sont retirés, car ils ne sont pas utiles pour le reste du traitement et représentent près de 60 % du volume total des données. Cela permet de réduire considérablement le volume de données et les temps de calcul. Ensuite, le nuage de points est classifié par la même méthode que celle utilisée dans [9]. Cette classification est réalisée avec l'algorithme RandLA-Net 2020 [7]. Ce dernier utilise un réseau de neurones pour classifier chaque point en fonction d'une liste de classes d'objets où [9] a démontré sa performance. Pour utiliser RandLA-Net dans notre méthode, un réseau de neurones doit d'abord être entraîné pour classifier selon les classes spécifiques à l'objectif soit les poteaux, les conducteurs, la végétation et les bâtiments. Une fois le modèle entraîné avec les mêmes données que [9], il est appliqué aux nouveaux nuages de points. Le résultat de l'inférence sans sol est illustré dans la figure 1. Les poteaux sont en marron, les conducteurs en jaune, la végétation en vert et les bâtiments en gris.

Certes, cette classification comporte certaines erreurs et la performance de la classification a un impact significatif sur la performance finale de notre méthode. Toutefois, les étapes subséquentes corrigent les prédictions erronées. Bien que l'objectif principal soit d'identifier et de géolocaliser les poteaux, les classes de végétation et de bâtiments sont également utilisées pour éviter toute confusion avec les poteaux.

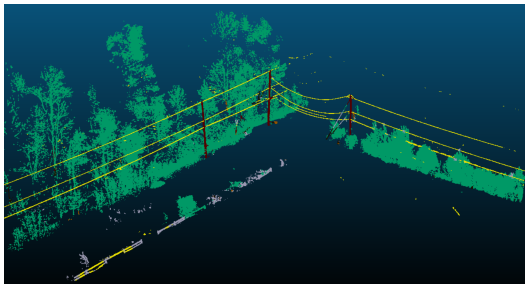

FIGURE 1 : Nuage de points LiDAR sans sol, classifié selon les catégories poteaux (marron), conducteurs (jaune), végétation (vert) et bâtiments (gris).

2.2 Filtrer les nuages de points en fonction des conducteurs

L'objectif de cette étape est de réduire la dimension des nuages de points à traiter en se limitant à une zone d'une largeur de 1,5 m de chaque côté des conducteurs. Pour ce faire, l'algorithme DBSCAN (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) [3], appliqué en 2D (sur les dimensions x et y), est utilisé pour effectuer le clustering des conducteurs. Une fois les sections de conducteurs identifiées, l'algorithme conserve uniquement celles d'une longueur supérieure à 4 m afin d'éliminer les clusters trop courts pour correspondre à un conducteur. Une problématique rencontrée est illustrée à la figure 2, qui montre un exemple où une partie des points LiDAR du conducteur reliant le poteau (encadré en jaune) est partiellement manquante en raison de l'obstruction du faisceau LiDAR par la végétation. Pour résoudre ce problème, une extrapolation proportionnelle est appliquée au conducteur afin de garantir une connexion adéquate jusqu'au poteau. La sortie de cette étape consiste en un nuage de points représentant les zones d'intérêt autour des conducteurs à analyser par la suite.

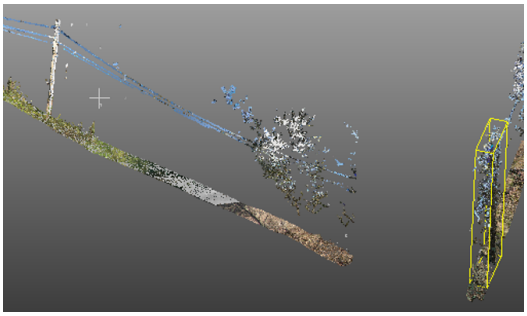

FIGURE 2 : Nuage de points LiDAR avec conducteur partiellement obstrué à proximité du poteau qui est encadré en jaune.

2.3 Identification des poteaux

L'objectif de cette étape est de traiter les nuages de points à proximité des conducteurs précédemment identifiés pour repérer, identifier les points LiDAR de la classe poteau. La validation de chaque cluster (poteau potentiel) repose sur plusieurs critères : le nombre de points LiDAR formant le poteau, la hauteur du poteau (entre 13 m et 17 m), le diamètre du poteau (entre 0,15 m et 0,5 m), l'inclinaison du poteau (moins de 30 degrés), la densité de la végétation autour du poteau (si elle est élevée, il s'agit probablement d'un arbre), et la proximité d'un bâtiment (il ne devrait pas y avoir de poteau collé à un bâtiment). Ces paramètres sont basés sur les standards d'ingénierie d'Hydro-Québec et validés empiriquement. Un découpage du nuage de points autour de chaque poteau respectant les critères est ensuite réalisé sous forme de tuiles de 2 m $\times$ 2 m, correspondant à une emprise au sol dans le plan horizontal. La sortie de cette étape consiste en un ensemble de tuiles, considérées comme des poteaux (figure 3).

2.4 Validation des poteaux par les portées

L'objectif de cette étape est de confirmer les poteaux potentiels identifiés à l'étape précédente en validant les portées. Tout d'abord, deux poteaux potentiellement reliés identifiés à l'étape 3 sont sélectionnés. Ensuite, un découpage précis du LiDAR entre les deux poteaux, basé sur leurs coordonnées

FIGURE 3 : Identification des poteaux potentiels dans le nuage de points LiDAR, montrant les tuiles de 2 m $\times$ 2 m respectant les critères définis.

géographiques, est réalisé. Si un conducteur est détecté sur au moins 60 % de la portée totale, alors la portée et les poteaux sont validés. Dans le cas contraire, la portée est rejetée. Les combinaisons de poteaux sont ainsi testées pour valider et confirmer leur localisation. La sortie de cette étape consiste en une liste de poteaux et de portées validées automatiquement.

2.5 Interconnexion des poteaux

Toutes les étapes précédentes étant exécutées en parallèle et chaque zone étant traitée individuellement, l'objectif de cette étape est de combiner les listes de poteaux et de portées obtenues afin de créer un réseau complet. Le découpage en zones multiples est principalement motivé par la parallélisation des calculs, qui permet de traiter les données plus efficacement.

Pour obtenir un réseau complet avec des poteaux interconnectés et adéquatement numérotés, la solution proposée est basée sur une méthode de graphe utilisant la librairie NetworkX [6]. Celle-ci permet de créer un graphe représentant le réseau de distribution électrique. L'algorithme commence par évaluer les paires de poteaux les plus proches géographiquement et crée un graphe pour construire une topologie de réseau où les nœuds représentent les poteaux et les arêtes représentent les portées. Le graphe permet de vérifier l'existence d'un chemin entre deux poteaux avant d'envisager leur interconnexion. Lorsqu'un chemin existe déjà entre deux poteaux, il n'est pas nécessaire de tester la combinaison. À mesure que les portées sont validées, le graphe change et évolue. Le graphe obtenu à la fin du processus représente le réseau électrique avec les liens entre les poteaux (voir figure 4).

Une fois le graphe du réseau complété, les nuages de points de portée sont fusionnés. Le résultat final est une représentation complète du réseau de distribution électrique, avec les coordonnées géographiques exactes de chaque poteau et les conducteurs entre les poteaux, comme le montre la figure 5. Une mise en œuvre expérimentale de notre méthode est décrite dans la section suivante.

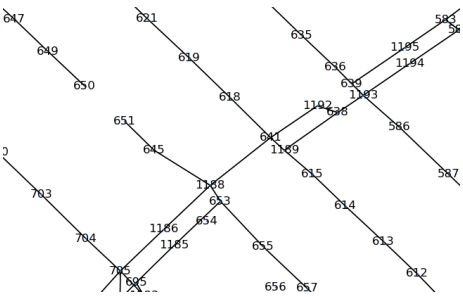

FIGURE 4 : Réseau de distribution avec les poteaux et les portées validés avec des numéros d'identification.

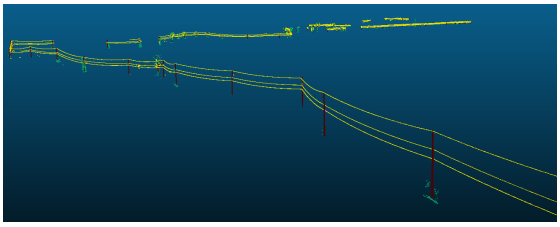

FIGURE 5 : Extraction finale du nuage de points des poteaux et des conducteurs du réseau de distribution électrique.

3 Résultats Expérimentaux

Notre méthode proposée est implémentée en Python et évaluée expérimentalement sur des données réelles d'équipements électriques couvrant une longueur totale de 100 km, capturées dans l'est du Canada en mai 2024. L'ensemble de données a été capturé en milieu forestier où la végétation est fortement présente. Les données ont été acquises à l'aide d'une unité de cartographie mobile équipée d'un système de capture comprenant du LiDAR, des caméras, un GPS et une unité de mesure inertielle, permettant de capturer les données et de géoréférencer les images et le LiDAR automatiquement. Les capteurs de nuages de points LiDAR avaient un taux de mesure de 2 millions de points par seconde, créant un nuage dense avec un positionnement précis et une précision allant jusqu'à 2-3 cm. L'algorithme proposé a été appliqué à la ligne de distribution de 100 km divisé en quatre sections A, B, C et D. L'algorithme a réussi à extraire les poteaux et les lignes des équipements électriques, localisant avec précision 2438 poteaux sur un ensemble de données expérimentales comprenant 2868 poteaux, soit environ 85 %. Les mêmes données ont également été appliquées à la méthode présentée dans la référence [9] pour une comparaison des résultats.

La validité des résultats est évaluée en comparant le nombre de poteaux et de portées correctement identifiés par l'algorithme au nombre réel de poteaux et de portées détectés manuellement par un expert, considéré comme la vérité terrain. Les mêmes métriques que celles utilisées dans la référence [9] sont utilisées pour mesurer la performance, à savoir les scores de précision, de rappel et les F1-scores. Le tableau 1 présente une comparaison des performances des méthodes de référence et de celle proposée sur différents trajets.

TABLE 1 : Résultats avec la méthode proposée sur un ensemble de données expérimentales

Section	Méthode	Précision	Rappel	F1-Score
A	Référence	91	**89**	**90**
	Proposée	**97**	84	**90**
B	Référence	86	**88**	**87**
	Proposée	**88**	86	**87**
C	Référence	78	87	82
	Proposée	**89**	**88**	**88**
D	Référence	76	**87**	81
	Proposée	**81**	83	**82**
Moyenne	Référence	82.8	**87.8**	85.0
	Proposée	**88.8**	85.3	**86.8**

Pour le trajet A, notre méthode proposée atteint une précision remarquable de 97 % contre 91 % pour la référence, bien que le rappel soit légèrement inférieur (84 % contre 89 %). Le F1-score reste identique à 90 % pour les deux méthodes, indiquant une amélioration notable de la précision sans compromettre la performance globale. Sur le trajet B, les deux méthodes obtiennent des résultats similaires avec des F1-scores de 87 %. Cependant, la référence présente une supériorité en précision (88 % contre 86 %), bien que son rappel soit légèrement inférieur (86 % contre 88 %). Le trajet C met en évidence une amélioration significative avec notre méthode proposée, qui atteint une précision de 89 % et un rappel de 88 %, comparé à 78 % et 87 % respectivement pour notre méthode proposée. Le F1-score de notre méthode proposée est également supérieur (88 % contre 82 %), ce qui témoigne d'une meilleure performance globale dans des environnements plus complexes, C étant le trajet présentant la plus grande densité d'arbres. Enfin, pour le trajet D, notre méthode proposée obtient une précision de 81 % et un rappel de 83 %, contre 76 % et 87 % pour la référence. Bien que le rappel soit légèrement inférieur, le F1-score de notre méthode proposée (82 %) reste supérieur à celui de la référence (81 %).

Les résultats montrent que notre méthode proposée surpasse généralement la méthode de référence en termes de précision et de F1-score. L'obstruction des équipements par la végétation constitue la principale cause d'erreurs de détection, les troncs d'arbres présentant des caractéristiques similaires à celles des poteaux. Ainsi, une forte densité de végétation et d'arbres affecte significativement la capacité de notre méthode à localiser les équipements. Une solution possible serait de combiner cette approche avec la détection par images pour les éléments manquants dans les zones à fort potentiel de poteaux ; cependant, cela augmenterait la complexité de l'algorithme. L'un des avantages clés de notre méthode proposée est qu'elle simplifie le processus de traitement en s'appuyant uniquement sur les données LiDAR. Un autre bénéfice important est qu'elle évite les étapes complexes de mise en correspondance entre les images et les données LiDAR, nécessaires dans la méthode de référence [9]. Cela réduit également les risques de détections redondantes ou contradictoires entre les deux sources, simplifiant ainsi le pipeline de traitement tout en maintenant une performance comparable, voire supérieure dans certains cas.

4 Conclusion et Travaux Futurs

Un réseau de distribution électrique comprend de nombreux équipements tels que des poteaux, transformateurs, conducteurs, disjoncteurs, etc. Pour garantir une énergie fiable et à faible coût, Hydro-Québec utilise des images au sol et des nuages de points LiDAR pour reconnaître et identifier automatiquement ces équipements. Les résultats expérimentaux montrent que notre méthode proposée permet de cartographier automatiquement en moyenne 85 % des poteaux en milieu forestier, en tirant parti de la classification et de la géolocalisation d'objets dans les nuages de points LiDAR. Comparée à la méthode de référence [9], notre approche uniquement basée sur le LiDAR atteint une précision moyenne supérieure (88,8 % contre 82,8 %) et un F1-score plus élevé (86,8 % contre 85,0 %), tout en évitant la complexité liée à la fusion image-LiDAR. Notre méthode vise à réduire l'intervention humaine dans un contexte de réseau étendu, tout en minimisant la quantité de validation manuelle (environ 10 %). Ces résultats suggèrent que les images ne sont pas toujours nécessaires pour un inventaire fiable.

L'exploration de techniques de classification plus avancées [13] pourrait encore améliorer les performances. Aujourd'hui, notre méthode permet de détecter les poteaux, les conducteurs, ainsi que les branches surplombant le réseau de distribution, et permet aussi d'identifier les espèces d'arbres et évaluer leur risque [5], contribuant ainsi à améliorer la gestion des infrastructures électriques.

Références

[1] D. Ayobo ABONGO et AL : A novel framework for distribution power lines detection. *In IEEE Symp. on Computers and Comm. (ISCC)*, pages 1–4, 2023.

[2] D. AN et AL : Duformer : Solving power line detection task in aerial images using semantic segmentation. *In 6th Conf. Pattern Recognition and Computer Vision*, Berlin, Heidelberg, 2023.

[3] M. ESTER, HP. KRIEGEL, J. SANDER et AL : A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. *In Knowledge Discovery and Data Mining*, volume 96, pages 226–231, 1996.

[4] M. GAHA, M. BOURGEOIS, W. JAAFAR et AL : A new lidar-based approach for poles and distribution lines detection and modelling, Int. Conf. of Education, Zurich, 2021.

[5] V. GRONDIN, P. MASSICOTTE, M. GAHA et AL : Leveraging prompt-based segmentation models and large dataset to improve detection of trees. *Proceedings of the Conference on Robots and Vision*, may 28 2024.

[6] AA. HAGBERG, DA. SCHULT et PJ. SWART : Exploring network structure, dynamics, and function using NetworkX. *In Proceedings of the 7th Python in Science Conference (SciPy2008)*, pages 11–15. Pasadena, CA USA, 2008.

[7] Q. HU et AL : RandLA-Net : Efficient semantic segmentation of large-scale point clouds. *In 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 11105–11114, 2020.

[8] J. LUNA-SANTAMARIA, I. G. RODRIGUEZ et AL : Accurate LiDAR-based semantic classification for powerline inspection. *In* Jose Manuel FERRANDEZ VICENTE, Mikel VAL CALVO et Hojjat ADELI, éditeurs : *Bioinspired Systems for Translational Applications : From Robotics to Social Engineering*, pages 215–224, Cham, 2024. Springer Nature Switzerland.

[9] P. MASSICOTTE, LA. LECLAIRE, M. GAHA et AL : Automated inventory of electrical distribution assets based on image recognition and ground LiDAR. *In 32nd European Signal Processing Conference, EUSIPCO 2024, Lyon, France, August 26-30, 2024*, pages 486–490. IEEE, 2024.

[10] S. RADHOUSH, B. WHITAKER et H. NEHRIR : An overview of supervised machine learning approaches for applications in active distribution networks. *Energies*, 16(16), 2023.

[11] S. REN et AL : Automated extraction of energy systems information from remotely sensed data : A review and analysis. *Applied Energy*, 326:119876, novembre 2022.

[12] SF. STEFENON, G. SINGH, KC. YOW et AL : Semi-ProtoPNet deep neural network for the classification of defective power grid distribution structures. *Sensors*, 22(13), 2022.

[13] Z. ZENG, Y. XU, Z. XIE et AL : Large-scale point cloud semantic segmentation via local perception and global descriptor vector. *Expert Systems with Applications*, 246:123269, 2024.