

Projet expérimental - IFT-7026

Nicolas Lauzon

Supervisé par François Pomerleau

Introduction

Ce rapport présente les résultats du cours projet expérimental IFT-7026. Le mandat pour ce cours était l'intégration et l'évaluation d'une plateforme robotique tout-terrain à conduite ackermann. La plateforme de départ est une [voiture téléguidée](#)¹ de taille 1/5. Ce robot peut atteindre une vitesse idéale de 86.4 kmh^{-1} avec les roues à vide. Il est résistant à l'eau et au froid. De plus, il est tout-terrain.



FIGURE 1 – Plateforme robotique ackermann développée dans le cadre du cours

La phase d'intégration a impliqué la conception ainsi que l'assemblage des composants mécaniques et électriques. Une part importante de l'intégration a été consacrée au système logiciel de cartographie 3D du Norlab. L'objectif final de la phase d'intégration était de pouvoir téléopérer le robot, cartographier l'environnement et s'y localiser.

L'objectif de la phase d'évaluation est de tirer parti des performances du robot pour analyser le système de cartographie 3D à haute vitesse. L'expérience comprendra plusieurs séquences de cartographie, chacune réalisée à différentes vitesses constantes, afin d'étudier l'effet de la vitesse sur la qualité des cartes produites. Cette phase est détaillée dans la [Section 3](#).

1 Vue d'ensemble du système

1.1 Capteurs

Sur la plateforme expérimentale, il y a deux capteurs². Le premier est un LiDAR *robosense HELIOS 16*. Ce LiDAR 3D a un champ de vue verticale de 30° et une résolution de 2° . Il a un taux de mesure allant jusqu'à $20Hz$ et peut opérer à des températures allant jusqu'à $-40^\circ C$. Le LiDAR sera utilisé afin de cartographier l'environnement.

Le deuxième est une centrale inertielle *VectorNav VN-100*. L'étendue de mesure de l'accéléromètre est de $\pm 16g$. Celle du gyroscope est de $\pm 2.000^\circ s^{-1}$. De plus, la centrale inertielle a un taux de mesure pouvant aller jusqu'à $800Hz$. La centrale inertielle sera utilisée pour estimer les déplacements du robot entre les pas de localisation.

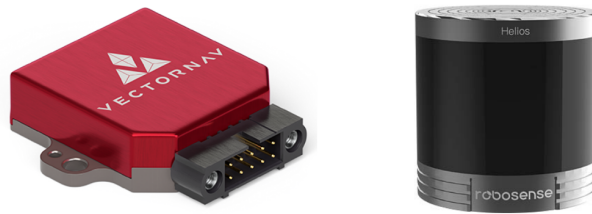


FIGURE 2 – À gauche, la centrale inertielle *VectorNav VN-100*. À droite, le LiDAR *robosense HELIOS 16*

1.2 Système de cartographie LiDAR

Cette section décrira le système de cartographie LiDAR *norlab_icp_mapper* du *Norlab* dans son ensemble. Celui-ci repose sur les deux capteurs intégrés au robot. L'intégration de ce système et des capteurs a été faite sur l'ordinateur de bord avec l'aide du *Robot operating System*.

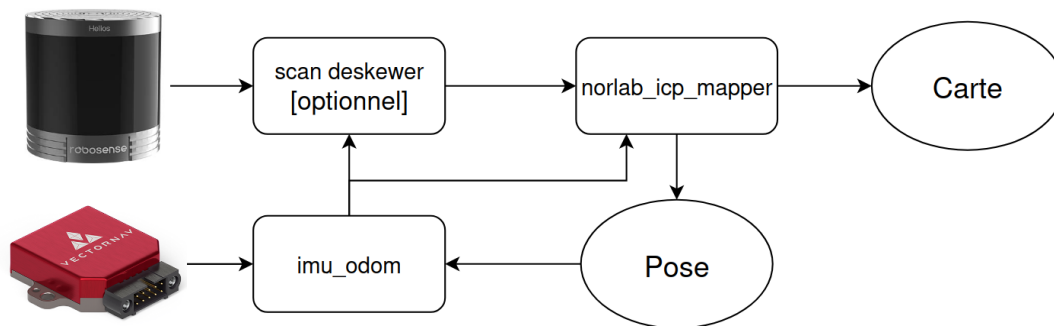


FIGURE 3 – Système de cartographie LiDAR

1.2.1 Filtres de la centrale inertielle

Lors de l'initialisation du système, le biais sur les vitesses angulaires est mesuré. Le biais est pris en compte par un filtre qui applique la correction à toutes les mesures. De plus, un filtre de [madgwick](#) est utilisé afin de faire la fusion des données de la centrale inertielle et du magnétomètre. Cette fusion permet la mesure de l'orientation du capteur.

1.2.2 Modules connexes

Le nœud `imu_odom` est utilisé pour faire l'estimation du déplacement du robot à partir des mesures de la centrale inertielle. Cet estimé est calculé 200 fois par seconde⁴. Le nœud `scan_deskewer` utilise l'estimé du déplacement du robot durant la prise de mesure du LiDAR afin de redresser chaque point du nuage selon la dynamique du robot. Cette méthode vise à améliorer la qualité des cartes lorsque le robot subit des forces importantes. L'efficacité de `scan_deskewer` sera évaluée durant l'expérience ([Section 3](#)).

1.2.3 `norlab_icp_mapper`

Le nœud `norlab_icp_mapper` met à jour la carte de l'environnement à l'aide des mesures du LiDAR. Il utilise l'algorithme ICP^{1.2.4} afin d'aligner le nouveau nuage de point dans la carte. L'estimé de `imu_odom` est utilisé en tant que condition initiale. Le système met à jour la position du robot selon la correction apportée par ICP.

1.2.4 Algorithme ICP

L'algorithme ICP est un algorithme itératif qui vise à trouver la transformation qui minimise l'erreur d'alignement entre deux nuages de points. La variante point-to-plane sera utilisée pour faire l'alignement de la nouvelle mesure sur la carte de l'environnement. Cette variante utilise des normales de surface qui sont générées sur la carte pour améliorer la convergence. L'algorithme utilise une structure de donnée `kd-tree` afin de trouver les points correspondants entre les deux nuages de points. L'algorithme ICP de la librairie `libpointmatcher` [1] sera utilisé.

2 Analyse du système

2.1 Synchronisation temporelle des capteurs

La synchronisation temporelle des capteurs est importante dans un contexte où la dynamique du système est considérable. En effet, une mauvaise synchronisation peut causer de fausses associations entre les lectures du LiDAR et les mesures du mouvement du robot. Ces mauvaises associations peuvent être catastrophiques pour le système de localisation.

La solution de synchronisation implémentée est simpliste. Les messages provenant des capteurs sont horodatés lors de la réception sur l'ordinateur de bord. Cela permet d'utiliser la même horloge de référence

pour les deux capteurs. Le désavantage est qu'il y aura toujours une erreur Δt équivalente au temps de transport entre la prise de mesure et la réception sur l'ordinateur. Si cette erreur est différente pour les deux capteurs, celle-ci peut avoir un impact négatif.

Une meilleure solution aurait été l'utilisation du [Precision Time Protocol](#). Ce protocole permet la synchronisation de différentes horloges d'un même réseau. L'horloge de chaque capteur est alors synchronisée avec l'horloge maîtresse de l'ordinateur de bord. Cela aurait permis d'horodater les messages directement sur le capteur avant leur transport et ainsi éliminer l'erreur Δt . Malheureusement, la centrale inertielle utilisée ne supporte pas de synchronisation temporelle externe. La synchronisation du LiDAR aurait été possible, mais n'a pas été implémenté par manque de temps.

Une autre considération importante est la fréquence des capteurs. Ceux-ci ont été analysés sur un jeu de donnée provenant de l'expérience et les résultats sont rapportés sur la figure 4. La fréquence du LiDAR a été paramétré à 10Hz et celle de l'IMU à 200Hz. On constate que les fréquences sont globalement constantes puisque les points ont l'allure de deux droites horizontales. De plus, les fréquences moyennes montrent que les paramètres sont respectés.

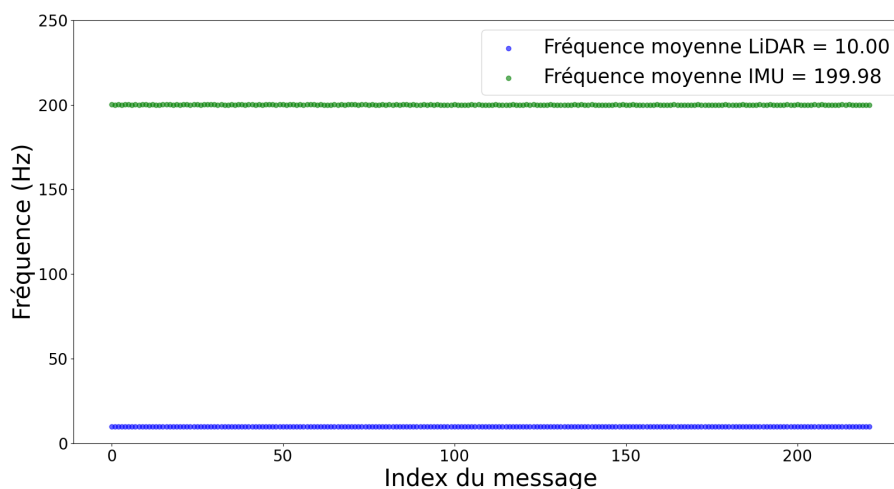


FIGURE 4 – Fréquence des capteurs

2.2 Quantification du bruit et du biais de la centrale inertielle

Entre les mesures du LiDAR, le robot est aveugle et on a besoin de capteurs proprioceptifs pour faire le suivi du déplacement du robot. Ce suivi est effectué en intégrant les mesures d'accélération et de vitesse angulaire fournies par la centrale inertielle. Il est important de quantifier le bruit et le biais des mesures, car l'intégration numérique amplifie leur influence sur la précision de l'estimation.

La valeur réelle de la mesure x_t est bruitée. On peut modéliser la valeur mesurée z_t avec la relation suivante où la valeur x_t est affectée par un bruit gaussien de variance σ^2 et un biais b .

$$z_t = \mathcal{N}(x_t, \sigma^2) + b \quad (1)$$

Afin de quantifier le bruit, il suffit de tracer une loi normale à partir d'un jeu de données où la centrale inertielle est immobile sur une surface plane. À ce moment, on fait l'hypothèse que la mesure z_t devrait être nulle pour toutes les vitesses angulaires et les accélérations, à l'exception de l'accélération en z qui devrait être de $g = 9.81N$ en raison de la force gravitationnelle.

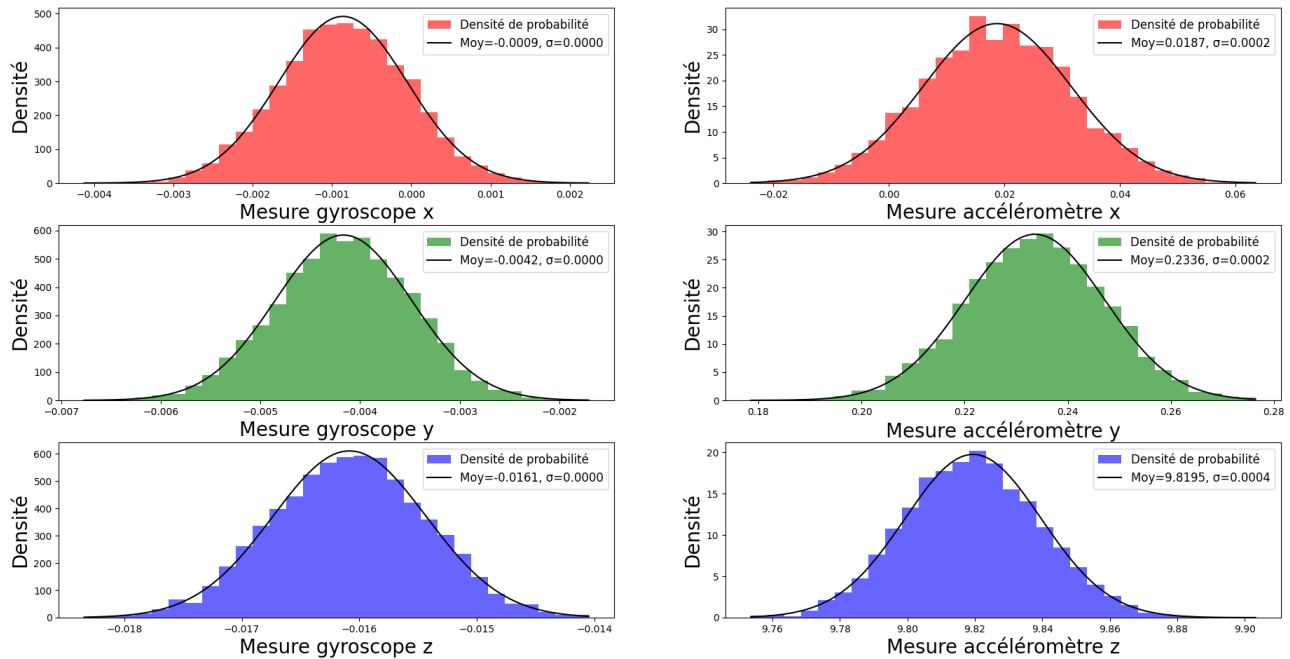


FIGURE 5 – Jeu de données de la centrale inertielle et la loi normale correspondante.

Gyroscope : Colonne gauche Accéléromètre : Colonne droite

x : rouge y : vert z : bleu

La figure 5 illustre les résultats de l'expérience. Cette expérience représente un jeu de données de 26 s où le robot était immobile pour un total de 5321 mesures. C'est un petit jeu de donnée, mais il permet tout de même la mise en évidence du comportement gaussien du capteur. En se basant sur notre modélisation, on obtient les valeurs suivantes :

	Variance moyenne du bruit	Biais moyen
Gyroscope (ms^{-1})	0	0.007
Accéléromètre (N)	0.0003	0.0873

TABLE 1 – Bruit et biais de la centrale inertielle

Ces petites valeurs confirment que la centrale inertielle est utilisable pour faire le pistage de la position du robot entre les mesures du LiDAR. En effet, l'accumulation de l'erreur est réinitialisée par chaque mesure du capteur extéroceptif, or sa magnitude restera raisonnable.

3 Expérience

L'expérience présentée a pour but d'évaluer la performance du système de cartographie et localisation simultanée du Norlab sur un véhicule ackermann à haute vitesse. Ce système a déjà été évalué dans divers contextes, tels que la navigation autonome longue distance [2] et les mouvements extrêmes [3], [4]. Ces évaluations seront utiles pour guider les analyses.

3.1 Jeu de données

Trois jeux de données ont été enregistrés à des vitesses moyennes de 2, 3 et 5 ms^{-1} . De plus, une carte de l'environnement a été réalisée à basse vitesse et servira de vérité-terrain. Ces jeux de données ont été capturés en extérieur, dans une zone entourée de bâtiments, avec des arbres disposés à intervalles réguliers le long des passages piétons. De plus, la surface enneigée était dure et irrégulière. Voici une illustration ⁶ des trois trajectoires réalisées. Leur longueur varie de 19m à 35m.

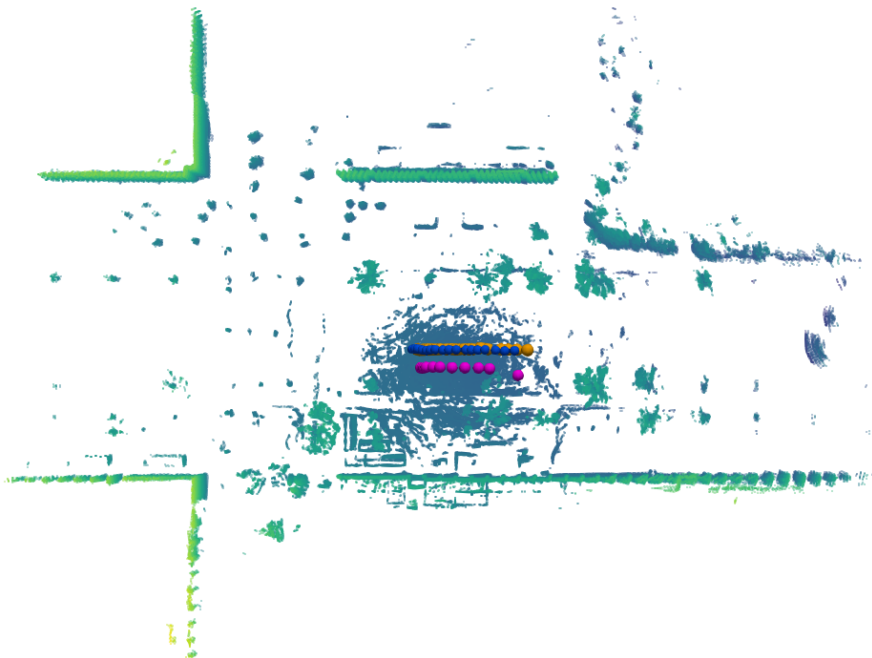


FIGURE 6 – Les trois trajectoires utilisées pour évaluer le système sur la carte vérité-terrain.
En orange : 2 ms^{-1} En bleu : 3 ms^{-1} En mauve : 5 ms^{-1}

La téléopération a été configurée de manière à limiter l'envoi de commandes excédant la vitesse maximale définie pour l'essai. L'accélération initiale du véhicule et le ralentissement final font partie des données évaluées. L'opérateur a pris soin de limiter les mouvements latéraux du robot. En effet, l'objectif étant d'évaluer la cartographie, cette limitation permet de minimiser l'erreur induite par l'odométrie. L'odométrie est étroitement liée au système évalué, or son erreur pourrait venir polluer les résultats.

3.2 Méthode d'évaluation

L'évaluation a été complètement réalisée en post-traitement pour permettre un ralentissement du flux de données et ainsi minimiser l'erreur induite par l'odométrie. Le premier et le dernier scan LiDAR de chaque essai sont utilisés comme vérité-terrain de la position initiale et finale du robot. Ces positions sont mesurées en faisant l'alignement du scan LiDAR dans la carte vérité-terrain.

3.3 Évaluation de la localisation

Afin d'évaluer la précision de la localisation, la position finale du robot a été comparée avec celle estimée par le système de localisation au moment où le robot s'immobilise. L'erreur est simplement la différence entre ces deux positions. L'erreur normalisée est l'erreur par rapport à la distance parcourue. La figure 7 illustre la relation entre l'erreur de localisation et la vitesse. On constate que l'erreur augmente avec la vitesse. On remarque également que le deskewing devient particulièrement efficace pour réduire l'erreur lorsque la vitesse est élevée.

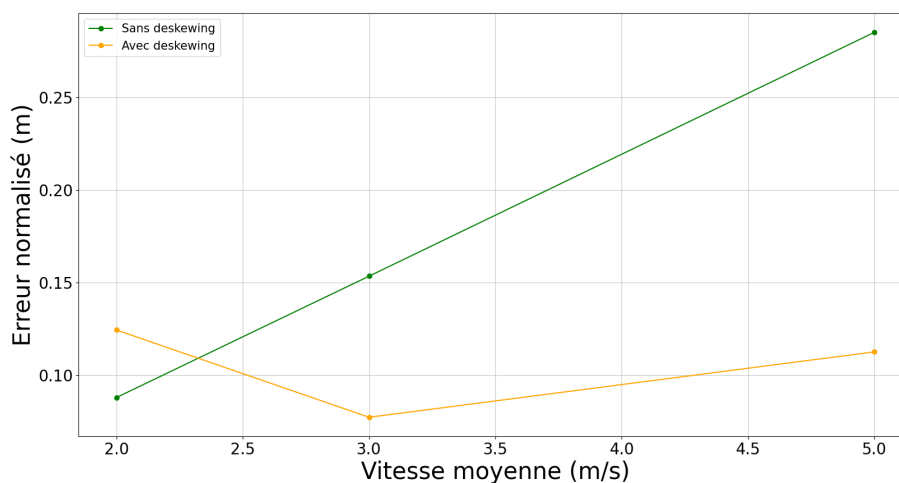


FIGURE 7 – Erreur de localisation normalisée des six expériences.

Vitesse moyenne (ms^{-1})	Deskewing activé	Erreur finale (m)	Erreur normalisée (m)
2		3.16	0.09
2	✓	4.47	0.12
3		4.77	0.15
3	✓	2.40	0.08
5		5.54	0.29
5	✓	2.18	0.11

TABLE 2 – Erreur de localisation finale des 6 essais

Le tableau 2 détaille les erreurs.

L'expérience à $2ms^{-1}$ illustre un cas où le deskewing a été moins performant, avec une erreur de 133% comparée à celle obtenue sans deskewing. La différence peut être expliquée par le fait que la localisation n'est pas déterministe et les résultats peuvent varier d'une tentative à l'autre. On en conclut que le deskewing n'a pas vraiment d'impact à cette vitesse.

L'expérience à $5ms^{-1}$ montre, quant à elle, un cas où le deskewing a eu un grand impact avec une réduction de l'erreur de plus de moitié. Finalement, il est à noter que lorsque le véhicule s'immobilise, les erreurs diminuent grandement puisque le système de localisation est en mesure de converger vers la position réelle du robot.

3.4 Évaluation de la cartographie

Pour évaluer la cartographie, le premier scan de chaque expérience a été aligné avec la carte de vérité-terrain à l'aide de l'algorithme ICP. La même transformation a ensuite été appliquée à la carte finale de chaque expérience afin de l'aligner avec la carte vérité-terrain. Les points de la carte finale ont ensuite été appariés à ceux de la carte vérité-terrain et l'erreur pour chaque paire de points a été calculée. Le tableau 3 rapporte l'erreur moyenne et l'erreur médiane de chaque expérience. On constate que le deskewing a un effet seulement à $5ms^{-1}$.

Vitesse moyenne (ms^{-1})	Deskewing activé	Erreur moyenne (cm)	Erreur médiane (cm)
2		29.83	16.64
2	✓	31.58	17.65
3		25.43	14.34
3	✓	27.54	15.66
5		45.13	16.64
5	✓	28.79	14.92

TABLE 3 – Erreur de cartographie des 6 essais

La figure 8 illustre l'erreur moyenne en fonction de la vitesse. On observe que l'erreur croît avec la vitesse.

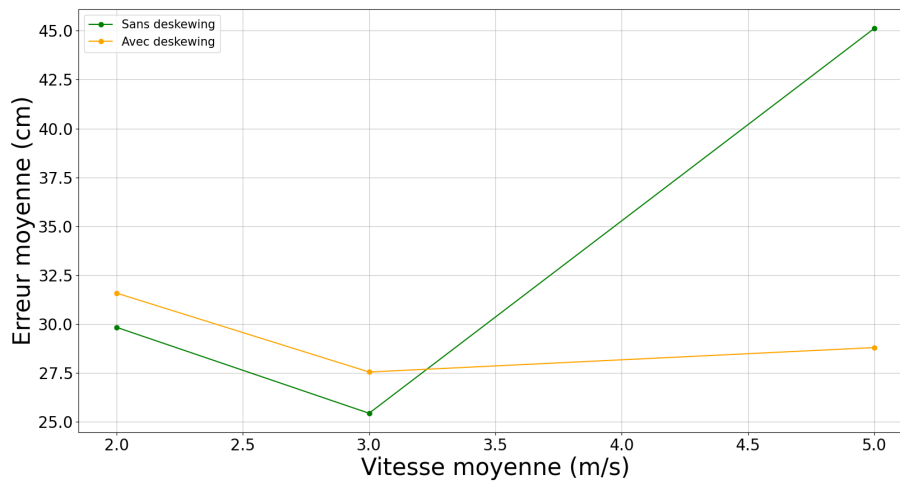
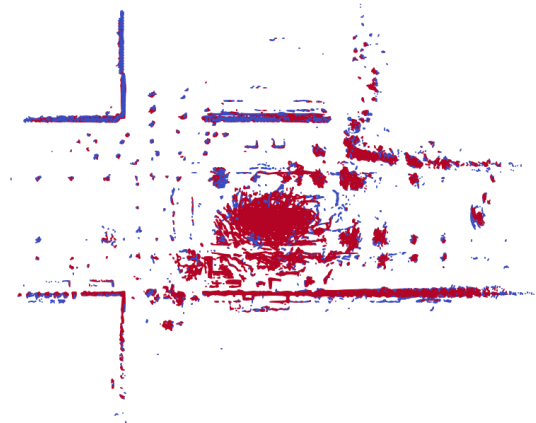
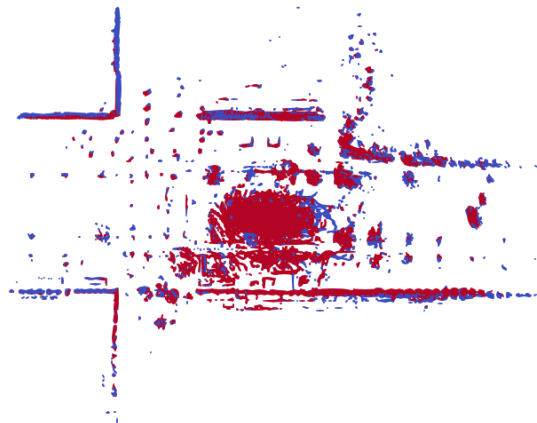


FIGURE 8 – Erreur de cartographie moyenne des six expériences.

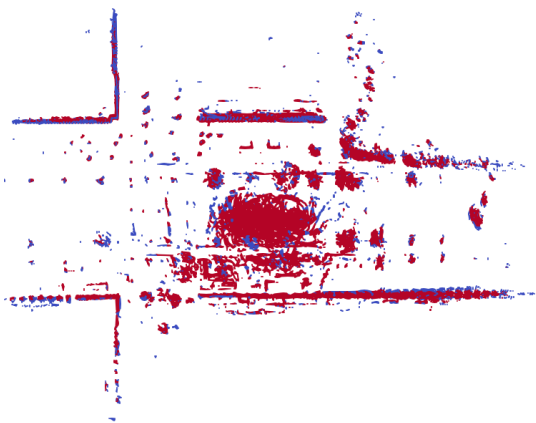
La figure 9 présente, quant à elle, les 6 cartes finales. Les points qui sont à plus de 1 mètre d'un point dans la carte vérité-terrain sont considérés comme aberrants. Ceux-ci sont coloriés en bleu. Les points appartenant à la carte vérité-terrain sont coloriés en rouge. On constate que la carte à 5ms^{-1} possède au moins un scan qui a été mal aligné. Cela explique la grande erreur de localisation et de cartographie pour cet essai.



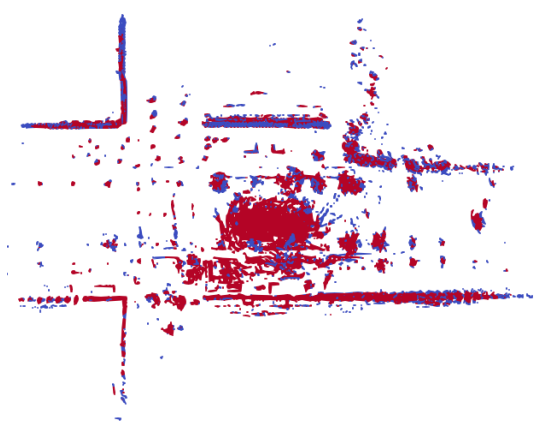
(a) 2m/s



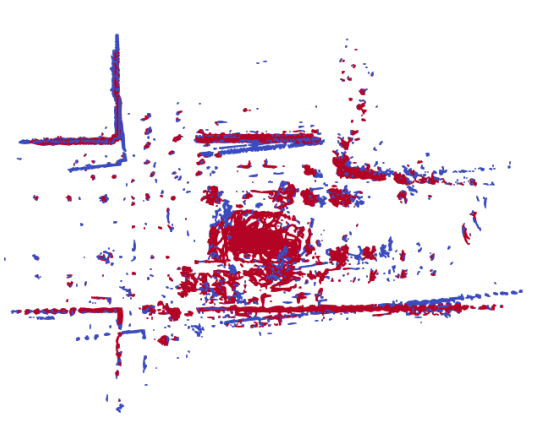
(b) 2m/s avec deskewing



(c) 3m/s



(d) 3m/s avec deskewing



(e) 5m/s



(f) 5m/s avec deskewing

FIGURE 9 – Cartes résultantes des 6 expériences. Les points appartenant à la carte vérité-terrain sont coloriés en rouge et les points aberrants en bleu.

4 Problèmes connus

La plateforme a été mise sur pied rapidement et cela a nécessité différents sacrifices. Cette section vise à informer sur les différents problèmes qui sont connus et qui gagnerait à être adressés à l'avenir.

4.1 Description du véhicule

L'image 10 présente une vue latérale du robot. Une plaque de plexiglas sert de base pour fixer les capteurs ainsi que la boîte étanche. La boîte est positionnée à l'arrière du robot, tandis que le LiDAR est monté sur un piédestal pour lui permettre une vue à 360°. La centrale inertielle est positionnée en avant à gauche sur la plaque de plexiglas.



FIGURE 10 – Vue de côté du robot

4.2 Problème 1 : plaque de plexiglas

La plaque de plexiglas est fixée à l'avant et à l'arrière. Elle n'est pas renforcée au milieu ce qui cause de la flexion indésirable. De plus, la boîte recouvre les fixations de la plaque vers la base. Or, pour enlever la plaque, il faut retirer la boîte, ce qui est très peu pratique.

4.3 Problème 2 : Suspension molle

Les suspensions du véhicule sont très molles. Cela cause problème lorsqu'il freine et lorsqu'il accélère. Ces variations soudaines de vitesse provoquent une importante inclinaison du LiDAR, ce qui peut entraîner des erreurs dans la représentation des planchers sur la carte. Cette configuration molle s'est tout de même avérée très utile dans des conditions accidentées où elle permettait de bien absorber les bosses.

Une suspension plus solide pourrait permettre une plus grande stabilité au niveau du LiDAR. Le tableau 4 présente la configuration actuelle. Ici, le débattement représente la longueur de la suspension en pleine extension. L'affaissement représente le pourcentage de la suspension qui est utilisé lorsque le véhicule est au repos.

Suspension	Débattement(mm)	Affaissement (%)
Avant droit	94.03	10
Avant gauche	93.29	10
Arrière droit	85.71	10
Arrière gauche	79.45	11

TABLE 4 – Configuration actuelle des suspensions du véhicule

L'affaissement est à peu près égal sur toutes les suspensions ce qui permet au véhicule d'être droit. De plus, le débattement des suspensions a été réduit afin d'offrir un maximum de résistance. Puisque le poids du véhicule est concentré vers l'arrière, le débattement des suspensions arrière est encore plus petit. Pour limiter les oscillations, il serait avantageux d'utiliser des suspensions plus rigides. Pour maximiser l'absorption des bosses, il faudrait aussi maximiser le débattement.

4.4 Problème 3 : protection de l'engrenage de moteur

Une protection pour l'engrenage de moteur a été installée. Cette protection est nécessaire pour éviter que les fils de batterie se coincent dans l'engrenage. Cette protection pourrait être repensée pour offrir une meilleure couverture et être mieux installée. Voici une image de la solution actuelle¹¹ :

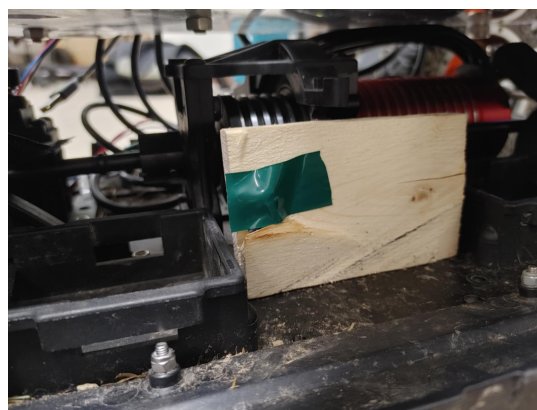


FIGURE 11 – Protection actuelle de l'engrenage de moteur.

4.5 Problème 4 : position précaire du LiDAR

Le LiDAR est présentement installé sur un piédestal de 18cm. Celui-ci est nécessaire pour que le LiDAR ait une vue à 360°. Cependant, cette solution présente de nombreux problèmes. Premièrement, le bris du piédestal endommagerait sérieusement le LiDAR. Deuxièmement, le piédestal agit comme un bras de levier et multiplie les oscillations au niveau du LiDAR. Voici une image de l'installation actuelle du LiDAR ¹² :



FIGURE 12 – Le LiDAR sur son piédestal.

Le piédestal gagnerait à être repensé afin de maximiser sa fiabilité. Une solution envisagée serait d'éliminer complètement le piédestal et d'installer le LiDAR sur la boîte imperméable. De plus, afin de limiter l'impact des oscillations sur la cartographie, la centrale inertielle pourrait être installée près du LiDAR. Les données captées seraient plus représentatives de ce que le LiDAR subit.

5 Conclusion

Ce projet a permis l'intégration et l'évaluation d'une plateforme robotique tout-terrain à conduite ackermann équipée d'un système de cartographie 3D. Une analyse des capteurs a été effectuée afin de valider leur performance. L'expérience a montré que le système de cartographie du Norlab peut opérer efficacement jusqu'à des vitesses de 5 ms^{-1} . L'évaluation a mis en évidence l'efficacité du deskewing, particulièrement à haute vitesse où il a permis de réduire l'erreur de localisation de plus de 50%. À l'avenir, il serait intéressant de poursuivre l'expérimentation à des vitesses plus élevées pour déterminer les réelles limites du système. Il serait également pertinent d'améliorer l'analyse des données afin de pouvoir traiter un plus grand nombre d'essais. Une analyse approfondie permettrait de mieux comprendre la stabilité du système.

Références

- [1] F. POMERLEAU, F. COLAS, R. SIEGWART et S. MAGNENAT, “Comparing ICP Variants on Real-World Data Sets”, *Autonomous Robots*, t. 34, n° 3, p. 133-148, fév. 2013.
- [2] D. BARIL, S.-P. DESCHÊNES, O. GAMACHE et al., “Kilometer-scale autonomous navigation in sub-arctic forests: challenges and lessons learned”, *Field Robotics*, t. 2, n° 1, p. 1628-1660, mars 2022.
- [3] S.-P. DESCHÊNES, D. BARIL, V. KUBELKA, P. GIGUÈRE et F. POMERLEAU, “Lidar Scan Registration Robust to Extreme Motions”, in *2021 18th Conference on Robots and Vision (CRV)*, 2021, p. 17-24.
- [4] S.-P. DESCHÊNES, D. BARIL, M. BOXAN, J. LACONTE, P. GIGUÈRE et F. POMERLEAU, “Saturation-Aware Angular Velocity Estimation: Extending the Robustness of SLAM to Aggressive Motions*”, in *2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2024, p. 10 711-10 718.