

令和5年度博士論文

複数台レトロフィット化小型建機による
自動施工システムの開発と土砂運搬作業の実証実験

Development of the Automatic Construction System Using Multiple Retrofitted Small Construction
Machines and Demonstration for Earthwork Operations

提出日 令和6年3月
主指導教員 佐川 貢一 教授
副指導教員 中村 雅之 教授
研究指導委員 鳥飼 宏之 教授
岡 和彦 教授
藤崎 和弘 准教授
外部審査委員 竹田 年延 准教授
所 属 弘前大学大学院
博士後期課程 理工学研究科
安全システム工学専攻
システム工学分野
学籍番号 21DS201

稲川 正浩

目次

第 1 章	緒言	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究課題	4
1.3	研究目的	6
1.4	対象とする小型建機	6
1.4.1	ホイールローダ (WL: Wheel Loader)	7
1.4.2	バックホウ (BH: Backhoe)	7
1.4.3	クローラダンプ (CD: Crawler Dump)	7
第 2 章	先行・関連研究	9
2.1	多様な環境での運用のための位置推定	9
2.2	小型建機に対応したレトロフィット装置の開発と制御	11
2.3	複数台建機の連携と施工管理のための自動施工システム	12
第 3 章	位置推定手法	13
3.1	緒言	13
3.2	手法概要	13
3.3	3D model	15
3.4	点群の統合	17
3.5	大まかな位置推定	17
3.5.1	予測オドメトリによる位置推定	18
3.5.2	IMU による角度推定	19
3.6	マッチングによる位置推定	20
3.7	RM algorithm: Remodeling using the predictive motion model	21
3.8	キャリブレーション	26
3.8.1	アプローチ	26
3.8.2	キャリブレーション手法	27

3.9	キャリブレーション実験	28
3.9.1	評価方法	28
3.9.2	実験環境	30
3.9.3	3D LiDAR	31
3.9.4	実験結果	32
3.9.5	考察	34
3.10	位置推定実験	35
3.10.1	1 台の建設機械の位置実験	36
3.10.2	複数台の建設機械の位置実験	42
3.10.3	RM アルゴリズムの評価	50
3.10.4	考察	61
第 4 章	建設機械のレトロフィット装置と制御	65
4.1	緒言	65
4.2	レトロフィット装置	66
4.3	むだ時間を考慮した制御	67
4.4	速度変換式の導出	68
4.5	経路追従制御	71
4.6	追従実験	73
4.6.1	Gazebo によるシミュレーション	73
4.6.2	レトロフィット装置を用いた実機実験	76
第 5 章	土砂運搬作業の自動施工システム	79
5.1	緒言	79
5.2	行動要素によるタスク計画	80
5.2.1	タスクを構成する要素	81
5.2.2	Action 要素の入出力共通ルール	82
5.2.3	Action ノード化	82
5.2.4	Task Planner	83
5.3	複数台建機のための時空間表現による経路生成	84
5.3.1	時空間表現経路	85
5.3.2	衝突回避の選別	86
5.4	作業状況に対応したチーム編成アルゴリズム	88
5.4.1	チーム編成を判断するための基準	89
5.4.2	チーム編成アルゴリズム	90

5.5	共通プラットフォームと共通信号	91
第 6 章	実証実験	93
6.1	緒言	93
6.2	実験内容	94
6.3	シミュレーション実験	95
6.3.1	シミュレーション環境	95
6.3.2	実験結果	96
6.4	実機を用いた実証実験	98
6.4.1	実験フィールド	98
6.4.2	実験結果	98
6.5	考察	99
6.5.1	行動要素の分解基準	100
6.5.2	複数台走行による安全性	100
6.5.3	チーム編成アルゴリズムの課題点	101
6.5.4	共通プラットフォームによるシステム統合	101
6.5.5	シミュレーション実験と実機実験の違い	101
第 7 章	結言	102
	謝辞	104
	参考文献	105
	研究業績一覧	114

目次

1.1	The Ratio of Employed Workers by Age in the Construction Industry and All Industries (Quoted from the Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism, Real Estate and Construction Economic Bureau, "Situation Surrounding the Construction Industry as of April 18, 5th Year of Reiwa") .	2
1.2	Fatality Rate for All Industries (Fiscal Year 4 of Reiwa) (Created from the Ministry of Health, Labour and Welfare, Fiscal Year 4 of Reiwa Occupational Accident Occurrence Situation Report - Final Version)	3
1.3	Construction machines.	8
3.1	Illustration of the installed 3D LiDAR and a construction vehicle in the work area.	14
3.2	The proposed localization method has the following estimation flow: merging of point clouds, downsampling, RM algorithm, and ICP registration. . .	15
3.3	The 3D model for localization consists of a point cloud (Adapted from [1]).	16
3.4	3D model of the wheel loader.	16
3.5	Predictive odometry method with body model and control command values for construction machinery.	19
3.6	RM algorithm. The 3D model was remodeled by extracting the common elements subsequent to the layering of the acquired point cloud and 3D model (Adapted from [1]).	23
3.7	Processing applying the RM algorithm to a crawler dump.	24
3.8	Overview chart of calibration evaluation (Adapted from [2]).	30
3.9	Calibration experimental environment (Adapted from [2]).	31
3.10	Construction machines used in calibration (Adapted from [2]).	31
3.11	Sensor Pod: Environmental installation 3DLiDAR with IMU (Adapted from [2]).	32

3.12	Construction machines placement. Figures in red, green, and blue indicate the point clouds obtained by 3DLiDAR(1), 3DLiDAR(2), and 3DLiDAR(3), respectively (Adapted from [2]).	33
3.13	Difference of point cloud shape (Adapted from [2]).	35
3.14	3D LiDAR Placement (Adapted from [1]).	36
3.15	Surface of the field (Adapted from [1]).	37
3.16	Attitude estimation results when driving in the field (Adapted from [1]). . .	37
3.17	Position estimation results for straight driving (Adapted from [1]).	38
3.18	Attitude estimation results for straight driving (Adapted from [1]).	38
3.19	Position estimation results for turn driving (Adapted from [1]).	39
3.20	Attitude estimation results for turn driving (Adapted from [1]).	40
3.21	Position estimation results for combination driving (Adapted from [1]). . . .	41
3.22	Attitude estimation results for combination driving (Adapted from [1]). . . .	41
3.23	Field environment (Adapted from [3]).	42
3.24	Point cloud for each vehicle (Adapted from [3]).	43
3.25	Crawler dump position estimation error (Adapted from [3]).	43
3.26	Wheel loader position estimation error (Adapted from [3]).	44
3.27	Crawler dump attitude estimation error (Adapted from [3]).	44
3.28	Wheel loader position estimation error (Adapted from [3]).	45
3.29	Construction machines that perform a series of tasks (Adapted from [3]). . .	47
3.30	Point cloud of construction machines performing a series of tasks (Adapted from [3]).	48
3.31	Position estimation of crawler dump at task performance (Adapted from [3]).	49
3.32	Position estimation of wheel loader at task performance (Adapted from [3]).	49
3.33	Attitude estimation of crawler dump at task performance (Adapted from [3]).	50
3.34	Attitude estimation of wheel loader at task performance (Adapted from [3]).	50
3.35	Layout to the work area in the field (Adapted from [1]).	52
3.36	Comparison of position accuracy results with (upper) and without (lower) applying the RM algorithm (Adapted from [1]).	53
3.37	Comparison of attitude accuracy results with (upper) and without (lower) applying the RM algorithm (Adapted from [1]).	54
3.38	Results of position accuracy for different threshold values (Adapted from [1]).	58
3.39	Results of attitude accuracy for different threshold values (Adapted from [1]).	59
3.40	A point cloud capturing the sand dust raised by a vehicle's traveling (highlighted with white circles).	62

3.41	Position estimation by placing 6 construction machines in a snow field. . . .	63
3.42	Position estimation and earthwork operations in darkness.	63
4.1	Crawler dump. (IC35)	66
4.2	The controlling lever device and control box for autonomous crawler dump truck.	67
4.3	Control system including time delay compensation.	68
4.4	Slider value and velocity per time.	69
4.5	Average velocity and linear fitting to slider value in left crawler.	70
4.6	Average velocity and linear fitting to slider value in right crawler.	70
4.7	Pure pursuit	72
4.8	Point cloud simulation by Gazebo.	74
4.9	Result of path following not using time-delay system.	74
4.10	Result of path following using time-delay system.	75
4.11	Error in path and position not using time-delay system.	75
4.12	Error in path and position using time-delay system.	76
4.13	Path following experimental field at Hirosaki University.	77
4.14	Results of path following by an actual construction machinery using time- delay system.	77
4.15	Error in path and position by an actual construction machinery using time- delay system.	78
5.1	Elements that compose a task. Multiple Action elements, including Com- ponent elements, can be combined to plan an overall task.	82
5.2	Action node.	83
5.3	Example of planning a task by using Task Planner.	84
5.4	Paths by time-space expression.	85
5.5	The variation of time-space paths at different travel speeds.	87
5.6	Generate a bypass route for the collision point.	88
5.7	Illustration of teaming algorithm.	89
5.8	Simple simulation to obtain the estimated time to complete the work.	90
5.9	Processing flow of the teaming algorithm.	91
6.1	Earthwork operation.	94
6.2	Simulation of experimental field.	95
6.3	Sequential images of the simulation experiments.	97

6.4	In the demonstration field at Kyushu University Ito Campus.	98
6.5	Sequential images of the field demonstration.	99

表目次

3.1	Calibration results for each LiDAR for each construction machines placement (Adapted from [2]).	34
3.2	Accuracy results of localization based on RTK-GNSS as the ground truth (Adapted from [1]).	40
3.3	MAE and maximum MAE results for Case 1 and Case 2 position and Yaw angle (Adapted from [3]).	51
3.4	Comparison of localization accuracy with and without applying the RM algorithm (Adapted from [1]).	55
3.5	Average execution time and number of point clouds with and without ap- plying the RM algorithm when changing the spacing (S) (Adapted from [1]).	56
3.6	Result of accuracy for each parameter (Adapted from [1]).	60
5.1	Category list.	92
6.1	Work time without and with failures.	96

第 1 章

緒言

1.1 研究背景

情報通信技術（ICT: Information and Communication Technology）や、デジタルトランスフォーメーション（DX: Digital Transformation）は、様々な産業分野に対して革命的な変化をもたらしてきた [4, 5]. 例えば、2021 年度より、文科省の GIGA スクール構想に基づき、小中学校の児童や生徒 1 人あたりに、1 台の PC やタブレット端末を導入し、授業や実習に活用されている [6]. 介護分野では、介護老人福祉施設で介護を受ける高齢者や、自宅で介護や介助を要する人の様子を確認する見守りシステムや、介護事務のネットワーク化による一元管理を行うことで、施設と医療機関が適正な連携が可能なシステムの導入など、実務だけでなく、業務の効率化を目的とした ICT 化も進められている [7].

建設業界においても、こうした ICT 化が進んでおり、国土交通省では、ICT の全面的な活用（ICT 土工）による建設生産システム全体の生産性向上を掲げる取組である、i-Construction を推進している [8]. 大手ゼネコンでは、資材搬送ロボット、現場作業員の動作を補助するパワードスーツ、人工知能（AI: Artificial Intelligence）を活用したコンクリートの検品を行う技術開発により、建設現場の省力化を進めている [9, 10, 11]. また、熟練工の動きをコンピュータ上で解析し、技術継承や次世代への育成に生かすための研究も行われている [12].

建設業界の ICT 化が積極的に行われている背景として、以下のような問題がある.

1. 労働力の確保: 令和 5 年度に発表された総務省の労働力調査によると、令和 4 年度の建設業就業者は、55 歳以上が 35.9%、29 歳以下が 11.7% と高齢化が進行しており、労働力の確保が急務である（Fig. 1.1）. 直近では、29 歳以下の割合が更に減少しており、実数ベースでは、55 歳以上の就業者が 6 万人も減少していることから、技術を持つ世代が引退していることがわかる. 建設業界の年間の総実労働時間

が、全産業と比べて90時間長く、年間休日数も少ないという労働環境が起因すると思われる。

2. 安全性の向上: 厚生労働省が発表した令和4年度労働災害発生状況によると、全産業に対する建設業界での死亡災害率は36%と最も高い結果となった (Fig. 1.2)。特に、地震津波による災害復旧や軟弱地盤などでの作業は危険であり、操縦者に相応の技術が求められる。作業者の安全を確保するためには、安全装置を搭載した新たな建機の導入や人員の十分な割当などの対策が必要だが、コストや煩雑な手続きが伴うことがある。

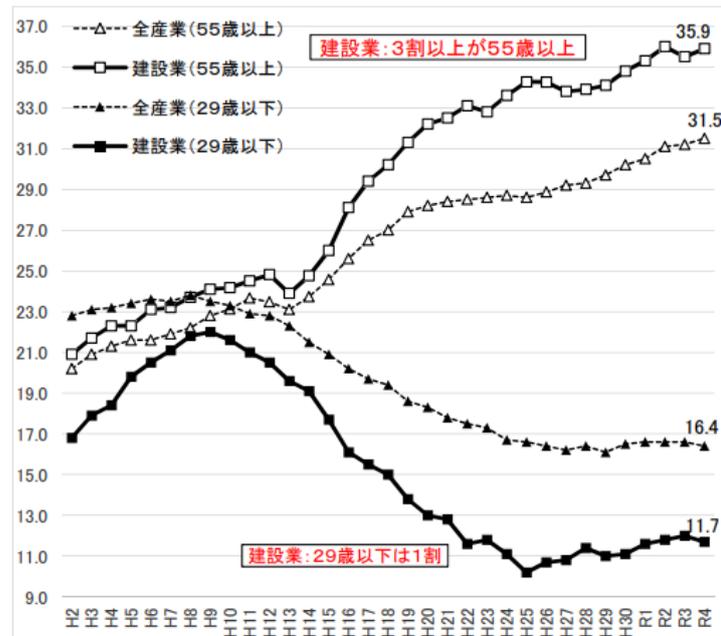


Fig. 1.1: The Ratio of Employed Workers by Age in the Construction Industry and All Industries (Quoted from the Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism, Real Estate and Construction Economic Bureau, "Situation Surrounding the Construction Industry as of April 18, 5th Year of Reiwa")

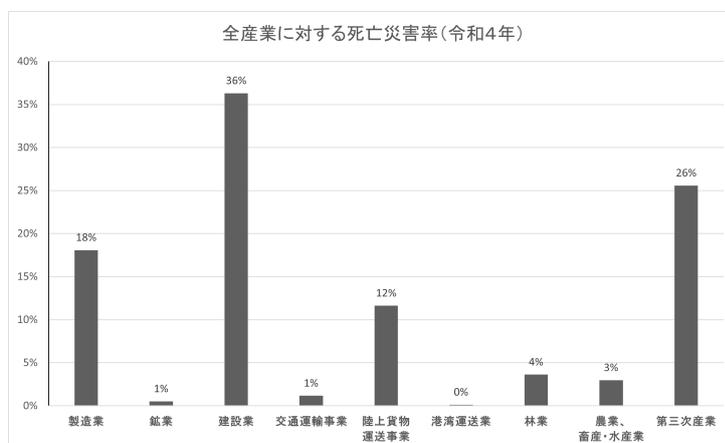


Fig. 1.2: Fatality Rate for All Industries (Fiscal Year 4 of Reiwa) (Created from the Ministry of Health, Labour and Welfare, Fiscal Year 4 of Reiwa Occupational Accident Occurrence Situation Report - Final Version)

これらの建設業界の問題は、ICT を活用することで解決できると期待されている。例えば、施工管理をクラウド上で管理することで、遠く離れた複数の拠点での一元管理でき、業務の効率化が可能である [13]。このようなシステムは、リアルタイムで情報を共有し、迅速な意思決定を支援することで、進捗や品質の管理の向上をもたらすと考える。近年では、マシンコントロール (MC: Machine Control) やマシンガイダンス (MG: Machine Guidance) の機能を搭載した建設機械 (ICT 建機) の開発が進んでいる [14]。例えば、油圧ショベルでは、施工 CAD データを活用して自動制御が可能な ICT 建機を用いることで、経験の浅い操縦者でも高い施工品質で作業を行うことが可能である。これにより、施工プロセスの効率向上と品質の安定化が実現でき、また、施工時間の短縮によって同時に請け負える現場数を増加させ、効率性の向上が期待できる。ICT 建機は、備え付けのカメラやセンサーデータを利用して、AI 技術などを駆使して人間や障害物の認識を行い、事故を予防する機能も備えるものもある。このような機能の導入により、作業現場における安全性の向上と労働環境の改善が期待できる。

遠隔操作機能を備える ICT 建機は、無人化施工として広く利用されている。これにより、高所作業や有害環境などでの作業を人間に代わって行えるため、作業者の安全を確保できる。また、遠隔操作によって在宅での作業が可能になるため、新たな担い手の層を増やすことができるという利点もある。このように、遠隔操作は労働環境の向上だけでなく、労働力の確保にもつながる重要な要素となる。

総じて、ICT 建機の導入により、建設業界は効率化、品質向上、安全性向上、労働力の確保などの多くの利益を受けることができるため、様々な研究が行われている。例えば、日

立建機株式会社では、無人化施工において、遠隔地での操縦者の操作性向上のために、現場を映し出す高精細な映像や、工事に必要な施工管理情報などの大容量データを高速・低遅延で伝送する、5G通信を活用した3種類の建設機械を遠隔操縦する実証実験を行っている [15]。また、建設機械の映像をヘッドマウントディスプレイ (HMD: Head Mounted Display) に表示し、かつ、モーションベースにて、建設機械の傾きや振動などの搭乗時の感覚を再現することで、建設機械を傾斜地などで運用する場合でも、実際の搭乗操作に近い感覚で遠隔操作を可能とする取り組みを熊谷組と NEC によって行っている [16]。ICT 建機を用いて、自動化を行っている会社もあり、鹿島建設株式会社では、建設機械の自動運転を核とした次世代の建設生産システムである A⁴CSEL® (クワッドアクセル) を開発し、2015 年から数々のダム工事に適用している [17]。同社は、遠隔地の複数現場での自動化施工を同時に実施可能な遠隔集中管制システムを開発し、ダム建設などを通して検証を行っている。また、DeepX 社では、AI 技術を活用して、油圧ショベルの関節角度を画像から推定し、制御 AI によって操作信号を送信することで、油圧ショベルの自動運転を実現している [18]。

このように、様々な企業によって研究されているが、ICT 建機は未だ現場での導入が進んでいない。この理由として、その技術の複雑さにより、ICT 建機を導入し運用するには、専門的な知識やスキルが必要となることが挙げられる。また、ICT 建機の導入費用は高いため、現段階で見込まれるリターンや効果が不透明である中で、なかなか踏み切れないということも理由の一つである。現在の建設業界は、伝統的な慣習や文化が根付いているため、新しい技術の導入には抵抗がある場合も多い。

ところで、建設機械は、機体質量 3 トン以上を大型建設機械、3 トン未満を小型建設機械に分類される。小型建機は大型建機に比べて、一般的な土木工事では活躍しないが、災害現場では利用されることが多く、場所が狭いところや土砂崩れなどの危険性がある場所では、初動に用いられる。実際に、3 トン程度の機体質量であれば、ヘリコプターによる搬送が可能である。現在、小型建機の需要は伸びてきており、Kubota 社が手がける小型建機の世界需要は、2008 年の約 20 万台から 2019 年には倍増以上の 43 万台となっており、今後も必要とされることが予想される。一方で、小型建機の ICT 化はあまり進んでいない。これは、大型建機に比べて、作業量に対して導入コストが高いためである。また、小型建機が利用される現場は限られており、より細かな制御が必要とされる現場が多いため、有人操作時の補助などに限定されるケースが多い。

1.2 研究課題

近年、建設業界における課題解決のために、建設機械の自動化が効果的な解決策として検討されている。特に、本研究では、災害現場の初動対応や大型建機が作業しづらい状況

で活躍できる小型建機の自動化に焦点を当てる。小型建機は、大型建機に比べて柔軟性が高く、狭い場所での作業や急な介入が必要な状況で重要な役割を果たす。建設機械の自動化にはいくつかの課題が存在する。

課題 1. 多様な環境での運用のための位置推定

建設機械を自動化するには、複雑な環境でも高精度に動作することが求められる。例えば、災害現場や、河道閉塞などの現場は、土砂崩れによる地形変化や水害による走行道路の軟弱化など、不安定な環境で動作しなければならない。このような複雑な状況下での自動化は難しく、特に位置推定について問題が生じる。例えば、GNSS（Global Navigation Satellite System）では、屋外での位置推定に広く用いられているものの、屋内や谷間といった人工衛星からの衛星データを受信しにくい場所では、精度が低下することが知られている。また、SLAM（Simultaneous Localization and Mapping）は環境地図の作成と同時に位置推定を行う手法で、屋内外での実証実績があるが、複雑な建設現場のような環境では、環境が絶えず変化するため、位置推定が破綻するおそれがある。

また、建設機械を自動化するためには、LiDAR（Light Detection And Ranging）やカメラを使用して、周囲に存在する多様な障害物や地形の認識が求められる。建設機械に適切な指示を送るためには、リアルタイムで処理できるアルゴリズムが必要である。また、屋外の建設現場では、天候や光の条件による影響を少なくしなければならない。

課題 2. 小型建機に対応したレトロフィット装置の開発と制御

多くの ICT 建機は、新たに購入する必要があるため、導入にはコストがかかる。また、既に現場で動かしている建機があるため、すべてを ICT 建機とすることは難しい。そのため、従来の建機に後付装置を取り付けることで、ICT 化を行うレトロフィット装置の開発が行われている。例えば、佐藤工務店が開発している SAM は、空気アクチュエータを備えた装置で、レバー操作やアクセルといった制御を可能にしている。しかし、空気圧による応答性能に左右されるため、正確な制御を行うことが難しいという課題がある。また、ARAV 株式会社では、走行ジョイスティックにサーボモータによるリンク機構を取り付けて制御を行う方法が採用されている。一方で、一般に流通しているこれらのレトロフィット装置が想定している建機は 5 トン以上の中型・大型建機であり、小型建機に適したレトロフィット装置は少ない。これは、小型建設機械が限られたスペースしかないことや、バッテリー電圧が低いなどの原因が挙げられる。

一般に建設機械は、油圧システムで動作する。油圧系は、油圧ポンプにより作動油が回路に押し出され、操縦者の操作に従って各油圧シリンダや旋回・走行油圧モータへ分流す

る。作動油は、温度による粘性変化や、車体姿勢による重力の影響によって性質が変化するため、油圧システムで動作する装置を正確に制御することは難しい。これに加えて、レトロフィット装置によって発生するむだ時間も考慮する必要がある。

課題 3. 複数台建機の連携と施工管理のための自動施工システム

建設現場の施工において、複数台の建機が同時に作業するため、作業のタイミングやスケジュールを適切に管理するための自動施工システムが必要である。このようなシステムは、建設機械の、故障や作業効率の状態を監視し、それらの状態に合わせて適切に対処し、作業を続行するための動的協働アルゴリズムを備える必要がある。例えば、最初に予定していた作業が想定よりも滞っている場合に、作業チームの再編成を行うことで、業務の効率化を最大化にする判断が求められる。施工状況に合わせて柔軟に対応することができるシステムを構築することで、実用的なシステムになると期待される。

一連のタスクを行うには、建設機械ごとに可能な行動を組み合わせて設計する必要がある。より簡単に設計ができるため、共通形式にそって行動を作成し、組み合わせることで一連のタスクを計画できるツール化が必要である。

1.3 研究目的

本研究では、土木工事に必要不可欠である、土砂運搬作業を対象とした、複数台による自動施工システムの開発を目的とする。そのために、建設機械の自動化に対する各課題へ解決策を提示し、シミュレーションや実機実験を通して予備実験を行い、評価を行う。次に、それらの結果を用いて、複数台の小型建機を用いた自動施工システムを構築し、実機を用いて実証実験を行い、そのシステムの評価を行う。この自動施工システムの開発は、建設業界における作業効率の向上や人的リスクの削減、災害時の迅速な対応など、さまざまな利点が得られると考える。さらに、建設現場の安全性や品質管理にも貢献できると考える。

1.4 対象とする小型建機

本研究で対象とする小型建機の一覧を、Fig. 1.3 に示す。ホイールローダとバックホウはそれぞれ1台、クローラダンプは全部で4台の計6台の小型建機を用いる。

実験のため、安全装置として、これらの全ての建機には、走行制御系とは別系統のエンジンスターターに接続された無線による緊急停止回路が組み込む。万が一、建設機械が暴走した場合には、緊急停止スイッチを押すことで、エンジンを即座に停止することがで

きる。

1.4.1 ホイールローダ (WL: Wheel Loader)

ホイールローダは土砂や岩石などの材料を積み込んで運搬するための建設機械である。本研究では、KOMATSU 社の WA30 を用いる。車体と作業装置の間に関節を持つアーティキュレート式で駆動する。踏み込み式のアクセル・ブレーキの他に、作業装置を動かすための前後左右に動く操作レバーを持つ。ハンドル操作のためのモータと、アクセルブレーキペダル操作のための直動スライダによるレトロフィット装置を搭載することで、ホイールローダの走行制御と作業装置の制御を行う [19, 20]。

1.4.2 バックホウ (BH: Backhoe)

バックホウは主に掘削を行う建設機械で、積み込みにも使用される。本研究では、HITACHI 社の ZX35U を用いる。Controller Area Network (CAN) を介して油圧バルブの開閉が可能な ICT 建機であり、ジョイスティック型のリモートコントローラによる無線遠隔操作に対応している。クローラ系の走行をはじめ、旋回、ブーム、アーム、バケットの操作も通常のバックホウの操縦方法と同じように操作できる。

1.4.3 クローラダンプ (CD: Crawler Dump)

クローラダンプは大容量の土砂や岩石を運搬するための建設機械で、不整地でも安定した運搬が可能である。本研究では、IHI 社の IC35 と、YANMAR 社の C30R の 2 つの車種を用いる。IC35 について、開発したレトロフィット装置を利用し、左右の走行レバーに直動スライダを取り付けて、走行制御する。詳細は本論文の第 4 章で述べる。C30R について、ARAV 社が作成したレトロフィット装置が搭載されており、走行ジョイスティックとダンプレバーに対して、それぞれリンク機構の金具が取り付けられており、サーボモータにより前後左右に倒して制御することで、走行制御を行う。



(a) Retrofitted Wheel loader (WA30)



(b) Remote Backhoe (ZX35U)



(c) Retrofitted Crawler dump (IC35)



(d) Retrofitted Crawler dump (C30R)

Fig. 1.3: Construction machines.

第 2 章

先行・関連研究

以下の課題に対して、先行研究・関連研究がある。

2.1 多様な環境での運用のための位置推定

一般的な位置推定手法として、Real Time Kinematic GNSS (RTK-GNSS) [21, 22, 23, 24]、SLAM[25, 26, 27, 28]、トータルステーションによる推定 [29, 30, 31, 32]、RFID (Radio Frequency Identification) [33, 34, 35, 36] がある。

RTK-GNSS は、人工衛星から得られる位置情報に、地上に設けた基準局の補正位置情報と、信号搬送波の位相積算値データを使用し、3 cm 程度で測定可能な方法であるが、衛星データが受信しにくい場所では推定することができない [37]。SLAM は、移動体が未知の環境下での環境地図を作成しながら、自己位置を推定する手法であり、GNSS などで推定できない屋内や屋根のある場所であっても推定できる方法であるが、平野などの環境に特徴がない場合や、森林や建物内など環境に似た箇所が多い場合では、正確な地図を作成することができずに破綻することがある [38]。トータルステーションは、反射体であるプリズムにレーザー光を当て、その距離と角度を測ることで位置を計測する機器であり、高精度に計測することが可能であるが、遮蔽物などがレーザー光を遮ると補足することができなくなる。RFID は、電波を用いて RFID タグのデータを非接触で読み書きするシステムであり、信号強度や到達時間などから、RFID タグごとの位置を判定し、自己位置を推定する方法であるが、他の RFID デバイスや無線通信デバイスと干渉する場合があります、位置推定の信頼性が低下することがある。また、長距離の通信には利用できず、広い範囲に RFID タグを設置する必要がある。近年では、単眼カメラを用いて位置推定を行う手法 [39, 40] や、深層学習を用いた方法 [41, 42] などが提案されている。カメラ画像を用いた位置推定手法は、画像の輝度や写っているものを認識して特徴量を生成して照合することで、位置を特定する方法であるが、天候による輝度の変化に弱く、夜中など光が届かない

環境では適用できない。また、様々な画像や点群データを元に、深層学習を用いて位置推定を行う手法もあるが、膨大な学習データを準備する必要があることから利用することが難しい。

これらの位置推定技術は、車両自体にセンサを取り付け、そのセンサから観測したデータを元に位置推定を行う手法である。しかし、各車両にセンサを導入するためコストがかかり、また、車両自体の位置から見えない場所の情報を取得することができない。さらに、建設機械のような土木作業を行う車両は、瓦礫や障害物がぶつかることが多く、センサの破損に対して対策を取る必要がある。

そのため、環境側に取り付けたセンサで車両の位置推定する手法が望ましいと考える。この手法では、車両の装置やセンサが破損する危険を回避できるだけでなく、環境情報を効果的に取得できると考える。また、天候や照明条件などの外部要因に対する頑健性を有し、夜間などでも利用できる LiDAR を用いることが望ましいと考える。

環境に設置した 2D LiDAR で位置推定を行うアプローチとして、反射強度による特徴量を用いて重み付けを行い、事前に用意したテンプレート画像とテンプレートマッチングすることで、アーティキュレート式の振動ローラーの位置推定を行う手法が提案されている [43] が、いくつかの問題点がある。まず、2次元点群を利用するため、車体の地面に傾きや凹凸がある場合によって、テンプレートマッチング時の精度への悪影響が生まれる。また、特徴となる情報が少ないため、似たような形状を誤検出する場合がある。加えて、作業環境内に対象とする建機以外の物体は存在しないことを前提としているため、似たような形状を持つ建機が他に存在する場合や、障害物によって遮られ点群が欠損してしまった場合などの考慮はされていない。3D LiDAR を用いて位置推定を行うアプローチとして、背景と物体の3次元点群を区別し、物体検知を行う手法が提案されている [44]。また、3次元点群を2次元画像として写像し、過去のフレームで検出された物体をテンプレートとしてマッチングすることで、物体追跡を行う手法が提案されている [45]。一方で、これらの3次元点群から物体を抽出する方法には、背景の動的な変化が起こった場合や、背景と物体が近いと識別することが難しく、推定が破綻する可能性がある。特に、建設現場では、土砂山の運搬作業によって、絶えず地形が変化し、掘削車が運搬車に近づくなどの作業時に、双方の車両の位置がうまく推定できない問題が起こる可能性がある。3次元点群をもとに、LSTM (Long Short-Term Memory) ネットワークを用いた物体追跡や、柱状にグリット化した特徴量ユニットによる車体認識など、深層学習による位置推定手法も提案されている [46, 47]。これらのアプローチでは、推定したい物体や建設機械ごとに点群データの収集とラベリングが必要であり、非常に手間がかかるという点や、豊富な計算リソースが必要である、新しい環境や条件に対してロバストでない場合がある、などの欠点がある。3次元点群と対象の車両の3Dモデルを利用した位置推定を行う方法も提案されている [48] が、法線ベクトルを利用して平坦な道路を拘束条件としてマッチングするた

め、建設現場での不整地での使用は難しい。しかし、このアプローチは、3D モデルを用意するだけで位置推定が可能であり、照明条件や周囲の物体の配置が多少変化しても問題ないという利点がある。

2.2 小型建機に対応したレトロフィット装置の開発と制御

ICT 化されていない従来の建機を遠隔化するための方法として、油圧電磁バルブなどを配管し、油圧系を直接制御可能なように改造する方法 [49] と、CAN (Controller Area Network) 通信などを介して制御する方法があげられる [50]。しかし、これらの方法は、車両ごとに大きな改造が必要となるほか、通信情報が非公開であるため利用することは難しい。

車両に大きな改造を必要としない方法として、操作装置自体に、制御装置を後付 (レトロフィット) し、物理的に操作する方法が提案されている。これまでに、建設機械のレトロフィット装置として、[51]、アクティブ SAM[52]、カナロボ [53] などが開発されてきた。しかし、これらが対象とする建機は中・大型建機を対象としており、小型建機を対象としたレトロフィット装置が開発された事例は少ない。

レトロフィット装置を介した制御では、それ自体のむだ時間と、車両の油圧特性によるむだ時間や遅れが発生する。そのため、これらに対応する補償器を適用することが望ましい。また、車両の振動や負荷などの外乱によってその特性が変化する可能性もある。一般的に利用される PID 制御は、ハイゲインに設定すると、応答性が改善されることが知られているが、特にむだ時間については、フィードバック系が不安定になるため、ゲイン調整では限界がある [54]。むだ時間を考慮した手法として、スミス法 [55]、内部モデル制御 [56]、状態予測制御 [57] などがあげられる。スミス法は、むだ時間要素を有する制御対象に対し、システムの応答が遅れることを予測して補償することで、むだ時間を考慮していないコントローラをそのまま適用可能にする手法であり、PID 制御などで制御系が構成できるが、制御対象、特にむだ時間の値を正確に同定する必要がある。内部モデル制御は、制御系内部に制御対象のモデルを導入し、モデルと実際の出力の誤差をフィードバックするシステムであるが、モデルの逆数を用いて制御器を設計するため、モデルの同定精度が制御性能に直接関係する。なお、むだ時間を含む系の場合、スミス補償器と等価になる。状態予測制御は、コントローラの設計自由度が高く、実機の処理能力の問題から本システムへの実装は困難である。

油圧系に対しての遅れ補償器の研究について、むだ時間を含む 2 次伝達関数として同定したプラントモデルを利用して、油圧バルブのスミス法による PID 制御 [58]、データ駆動型アプローチに基づくモデル予測制御 [59, 60] が提案されている。しかし、これらの研究ではレトロフィット装置を介しておらず、油圧系のむだ時間のみを考慮している。これに

対し、空圧システムを用いたレトロフィット装置を使って大型六輪ダンプトラックの自動化を行う研究では、制御対象をモデル化し、フィードフォワード補償を行うことで、エアモータの応答遅れを改善している [61]。一方で、空圧系の応答性能は温度や気温、振動などの外乱に左右されるが、本研究では考慮されていない。

2.3 複数台建機の連携と施工管理のための自動施工システム

建設作業には、具体的な施工計画が存在し、作業目標（タスク）が設定される。あるタスクを与えたときに、どう動作をさせるかの方針を立てる方法として、タスクオリエンテッドアプローチ (TOA: Task Oriented Approach) という考え方が提案されている [62]。これによると、まず、タスクの分析を行い、部分動作 (Action primitive) に分解する。ロボットの状態から、部分動作への遷移を考えることで、ロボストに自動化を行うことができる。一方で、部分動作をどの程度まで分けるのかは、制作者により一任されており、共通化が必要であると考えられる。タスクオリエンテッドアプローチの方針に近い方法として、「動作ごとに分類されたタスク」と「タスクを組み合わせた一連の施工シナリオ」を作成し、システムが各対象に、実行と停止の信号をタイミングよく送信することで、連携・協調動作を実現する方法がある [63]。この方法は、工場ラインなどで利用された方法で、あるタスクの終了を条件として、別のタスクが開始されるという有向グラフとして表せる。その他に、人が入力した機械の情報や作業に必要な標準作業日数・コストなどを基に、生産スケジューラをベースとした最適化を行う自動施工の施工管理システムが提案されている [64]。

複数台の連携システムのアーキテクチャとして、主に自律分散型システムと中央集権型システムに区分される。自律分散型システムでは、個々の制御やどのように動くかなどの判断を独立して判断する。これらの手法として、リーダー・フォロワー法 [65]、行動ベース法 [66]、および人工ポテンシャル法 [67] が提案されている。このシステムでは、各個体が独自に意思決定を行うため、一部の個体が故障しても、他の個体が補うことで、全体のシステムは動作を続けることができるという利点があるが、個々の判断によるため、複雑なタスクや納期や作業時間などが決まっている場合には調整が難しいことがある。

中央集権型システムでは、環境や個体状況などを全体的に把握することで、システム全体を制御する。これらの手法としては、仮想構造法 [68] やグラフ理論手法 [69] などが提案されている。このシステムでは、判断などを一つのシステム系で完結させるため、行動に一貫性を保ちやすく、複雑なタスクを実行させやすいほか、現在の判断状況や進捗状況を把握しやすいという利点があるが、単一障害点となりえるため、故障すると全体のシステムに重大な障害が生じる。そのため、故障した場合にその障害を解決する方法が必要となる。

第 3 章

位置推定手法

3.1 緒言

建設機械を自動化するために、悪天候や夜間、山間地帯などの多様な環境下でも位置推定が可能な手法が求められている。そこで、作業環境下に 3D LiDAR を設置し、得られる 3 次元点群と推定対象の建機の 3D モデルを用いて推定する手法を提案する。このアプローチでは、平野や森林など、環境に特徴が少ない環境や、似た特徴を多く含む環境であっても、車両の形状特徴をそのまま利用できるため、位置推定が可能である。また、作業環境全体の点群データを取得することで、建機だけでなく、土砂の形状や他の障害物の認識にも利用することが可能である。従来の手法では、車両ごとに 3D LiDAR やカメラなどのセンサを設置する必要があり、車両の数が増えるほど導入コストがかかるという欠点があったが、提案手法では、3D LiDAR を新たに追加することなく、複数の車両の位置を推定することができる。例えば、2 つのセンサだけで 4 台以上の車両を推定することが可能である。

3.2 手法概要

提案する位置推定手法の概要図を Fig. 3.1 に示す。建設機械が作業する範囲を作業領域として定義し、その周囲に 3D LiDAR を設置することで、作業領域全域の点群を取得する。得られた点群データから、建機の 3D モデルをもとにマッチングを行い、対象とする建機の位置と姿勢を取得する。ここで、本研究で求める建設機械の座標系は、 (x, y, θ) の 3 自由度とする。これは、建機の位置を 2 次元平面として捉えることで、従来の制御手法を容易に適用できるためである。一方で、各 3D LiDAR の座標系は、 $(x, y, z, roll, pitch, yaw)$ の 6 自由度を持つ。点群を統合するためには、各 3D LiDAR の座標間の相対座標を求める必要がある。

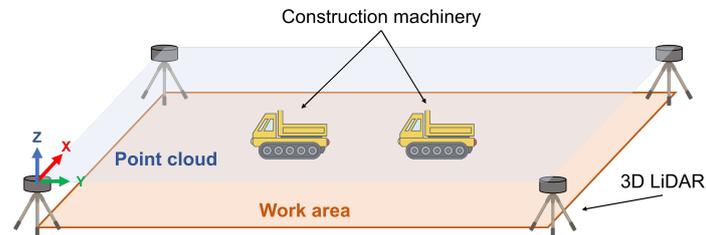


Fig. 3.1: Illustration of the installed 3D LiDAR and a construction vehicle in the work area.

提案手法の全体的な処理を Fig. 3.2 に示す. 本手法では、キャリブレーション処理、位置推定処理、3D モデル更新処理の3つの処理系で構成されている. キャリブレーション処理では、各 3D LiDAR から得られた点群を一つの点群として扱うために、基準座標における各 3D LiDAR の相対座標を求める. 位置推定処理では、得られた 3D LiDAR の相対座標から、点群を統合し、ダウンサンプリングやノイズ除去などの適切な操作を行ったあと、建設機械の 3D モデルをマッチングすることで、基準座標系における位置と姿勢を推定する. まず、制御指令値と車体モデルに基づいた予測オドメトリ情報と Inertial Measurement Unit (IMU) を用いて、おおよその位置と姿勢を推定する. 次に、Iterative Closest Point (ICP) アルゴリズム [70] を用いて、統合した点群と 3D モデルの点との対応関係を求めて点間距離を最小化することで、建機の位置と姿勢を推定する. 3D モデル更新処理では、オクルージョンによって発生する、ICP アルゴリズムによる収束誤差を小さくするために、予測モデルを用いた 3D モデルの修正アルゴリズムを適用することで、3D モデルの部分欠損に対応する. 本論文では、これを RM アルゴリズムと呼ぶ. また、建設機械には可動部を持つ車種があるため、可動部ごとにパーツと関節情報を登録し、実機の可動部に IMU やエンコーダを取り付けて、実際の動きに合わせて 3D モデルの形状が更新される処理を持つ.

Fig. 3.2 で示した各処理について、以下の節から詳しく説明する.

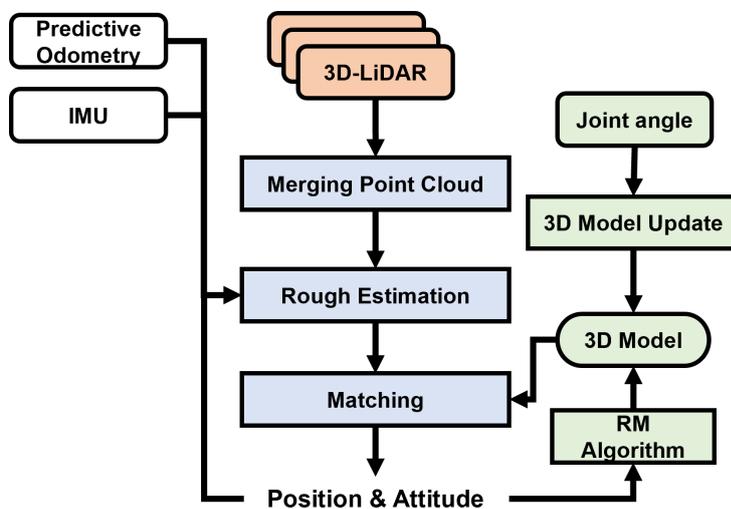


Fig. 3.2: The proposed localization method has the following estimation flow: merging of point clouds, downsampling, RM algorithm, and ICP registration.

3.3 3D model

ここで扱う 3D モデルとは、推定対象の建設機械と同じ形状・寸法で構築された点群データである。3D モデルの点群を $P_M = \{p_1, p_2, \dots\}$ と表す。 p_j は点群の j 番目の点であることを意味する。 Fig. 3.3 にクローラダンプの 3D モデルの例を示す。 3D モデル座標系の原点は点群の重心である。

3D モデルは、建設機械の製造会社から 3DCAD データなどの使用許可を得て開発できれば一番良いが、一般的に難しい。そこで、実機を点群スキャンすることで、建機の 3D モデル化を行った。まず、Intel RealSense Depth Camera D435i を使って、建機全体の深度画像を取得する。次に、深度画像を Open3D の Reconstruction System を用いて、色付きの点群モデルとして生成する。得られた点群の重心を原点として 3D モデルを修正し、最終的な建設機械の 3D モデルを作成することができる。

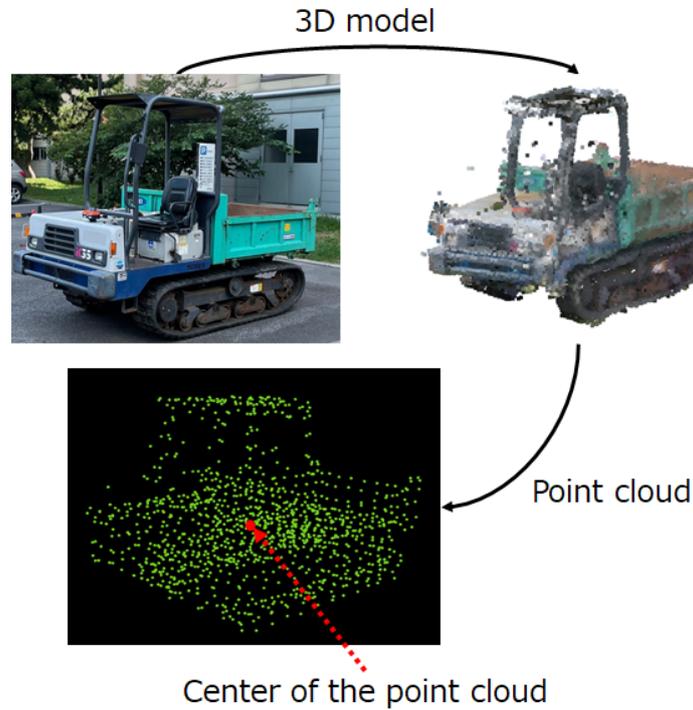


Fig. 3.3: The 3D model for localization consists of a point cloud (Adapted from [1]).

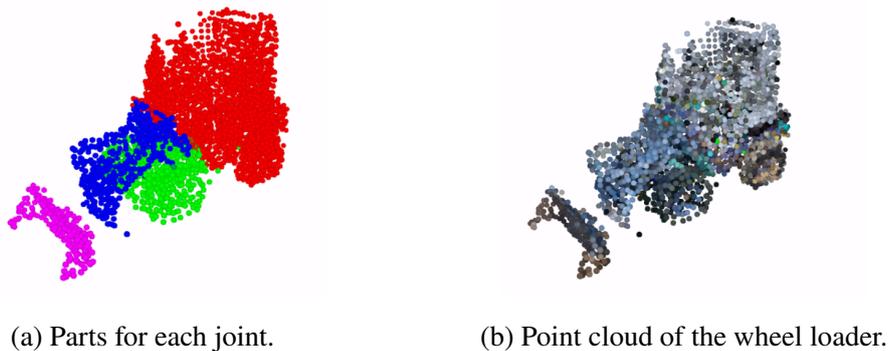


Fig. 3.4: 3D model of the wheel loader.

建設機械が関節部を持つ場合は、関節角度によって表面形状は変化するため、3Dモデルを関節の可動に合わせて変更しなければならない。そこで、建設機械の各パーツを3Dモデルとして作成し、各パーツ間の相対位置を定義し、実際の建設機械の関節部に搭載した、IMUやエンコーダから得られた角度を元に更新し、リアルタイムに3Dモデルを更新する。この更新処理によって、複数の可動機構を有する建設機械であっても位置推定が可

能になる. 図 3.4 に、ホイールローダによる例を示す.

クローラダンプを例にすると、生成できた 3D モデルの点群数は 12657 点であり、約 1 cm 間隔で点群が得られる. しかし、リアルタイム性を確保するためには、点群数は少なくする必要がある. そこで、3D モデルの点群を Voxel Grid Filter (VGF) を用いてダウンサンプリングを行った. VGF は、3 次元空間を一辺が S [m] の格子でボクセルに分割し、ボクセル内の点群の重心を近似するダウンサンプリング法である [71]. また、屋根や底部など、点群が得られにくい部分は、CloudCompare を利用して予め手動で削除した. 今回は 0.2 m 間隔にダウンサンプリングを行った.

3.4 点群の統合

複数の 3D LiDAR から得られた点群を 1 つの点群に統合するために、ある 1 台の 3D LiDAR のローカル座標系を、基準座標として定める. その後、各 3D LiDAR の座標系に対応するアフィン変換行列を計算し、これを使用して点群を基準座標系に変換して統合する. 統合した基準座標系の点群 P_W は以下の (3.1) 式で表せる.

$$P_W = p_j^{L_i} R_i + T_i \quad (3.1)$$

ここで、 $P^{L_i} = \{p_1^{L_i}, p_2^{L_i}, \dots\}$ は、 i 番目の 3D LiDAR(i) の点群、 R_i と T_i は、それぞれ変換行列の回転行列と並進ベクトルを表す.

変換行列は、キャリブレーション手法によって求めることができる. 詳細はキャリブレーション処理の節で述べる. 統合された点群は、点群の数が多く、複数の点群が重なっているため、VGF を用いてダウンサンプリングする. また、必要に応じて Statistical Outlier Removal Filter (SOR) によるノイズ除去を行う. SOR は点群から最近傍隣接点との距離を元に平均と分散を算出し、ある点の最近傍点平均距離が閾値よりも大きい点を外れ値として除去する処理であり、雨や砂埃などで発生するノイズ除去手法として有効である. さらに、作業領域外の点群を除外するために Passthrough Filter を使用した. フィルタリングは点群ライブラリを用いて実装した [72].

3.5 大まかな位置推定

点群と 3D モデルを用いてマッチングによる位置推定を行う前に、大まかな位置を推定する. マッチングアルゴリズムでは、初期位置が必要であり、場合によっては計算が収束しないことがある. また、大規模な点群に対してマッチングを行う際、完全な総当たりを行うと計算的に非効率であるため、収束までの計算時間を短縮するために、初期位置を与え、探索空間を制限することは有効である. したがって、大まかな位置推定は、点群と

3D モデルのマッチングによる正確な位置推定の前に重要な処理となる。

最初の大まかな位置推定の初期値については、建機ごとに車両の中心から $\pm 1.5\text{ m}$ 、 $\pm 0.5\text{ rad}$ の精度で手動にて指示し、建機の種類情報も同時に指定することで、どの 3D モデルでマッチングするかを選択する。次回以降の大まかな位置推定手法として、建設機械の車体モデルと制御指令値による予測オドメトリ手法と、IMU による角度推定手法がある。

3.5.1 予測オドメトリによる位置推定

一般的なオドメトリは、通常、車軸に取り付けたエンコーダやジャイロセンサなどのデータをもとに、相対的な位置および方向の推定を行う。しかし、リアルタイムに移動体の移動量や方向を推定するためには、センサを移動体に取り付ける必要があり、特に建設機械に取り付けるためには、車両を改造する必要があるため難しい。

予測オドメトリは、過去のセンサデータや予測アルゴリズムに基づいて、将来の位置や動きを推測する方法である。本研究では、センサレスで予測を行うため、車体モデルと制御指令値をもとに将来的な位置と方向を予測する手法を用いる。車体モデルを差動二輪モデルとして近似した場合、 $t + 1$ 秒後の予測される建設機械の位置と方向 $\mathbf{q}_{t+1} = \{x'_{t+1}, y'_{t+1}, \theta'_{t+1}\}$ は、(3.2) 式として表される。

$$\begin{aligned} x'_{t+1} &= x'_t + v_t \cos\left(\theta'_t + \frac{\omega_t}{2} dt\right) \\ y'_{t+1} &= y'_t + v_t \sin\left(\theta'_t + \frac{\omega_t}{2} dt\right) \\ \theta'_{t+1} &= \theta'_t + \omega_t dt \end{aligned} \quad (3.2)$$

ここで、 v_t は並進速度指令値、 ω_t は角速度指令値、 dt は時間差分を表す。

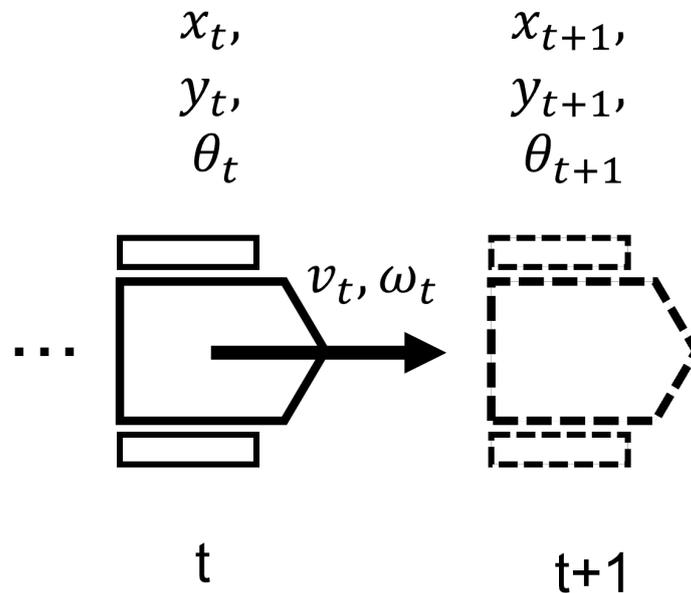


Fig. 3.5: Predictive odometry method with body model and control command values for construction machinery.

3.5.2 IMU による角度推定

3次元マッチングにおいて、Roll角 ϕ 、Pitch角 ψ は重要であり、収束後の誤差に大きく影響を及ぼす。上記の予測オドメトリでは、Yaw角の推定は行えるが、Roll角、Pitch角を推定するためには、地面の凹凸や地面の滑り、進行速度などの様々なパラメータが必要となるため困難である。そこで、IMUを車体に取り付けて、Yaw角以外のRoll角、Pitch角を推定する。IMUは3軸の加速度計と角速度センサ（ジャイロ）で構成されているセンサであり、車体に取り付けやすい。

加速度計から得られる加速度から ϕ, ψ は、(3.3)式で求められる。

$$\begin{aligned} \phi &= \tan^{-1} \frac{a_y}{a_z} \\ \psi &= \tan^{-1} \frac{a_x}{\sqrt{a_y^2 + a_z^2}} \end{aligned} \quad (3.3)$$

ここで、 g は重力加速度、 a_x, a_y, a_z はセンサ座標系X、Y、Z軸における加速度成分である。

また、ジャイロセンサから得られる角速度から ϕ, ψ は、(3.4) 式で求められる。

$$\begin{aligned}\phi &= \phi + \dot{\phi}dt \\ \psi &= \psi + \dot{\psi}dt\end{aligned}\tag{3.4}$$

ここで、 $\dot{\phi}, \dot{\psi}$ は X、Y 軸周りの角速度成分である。

加速度センサでは、センサが加減速している場合、重量加速度以外の加速度が発生するため、正確な角度算出を行うことはできず、ジャイロセンサでは、誤差が蓄積して角度が少しずつずれていく、ドリフト現象が発生する。そこで、補正手法として、加速度センサにジャイロセンサの出力値を組み合わせて、静的重み係数（経験値）を付ける相補フィルタの他、時系列分析から異なるセンサの出力値に信頼性に関わる動的重み係数を付ける、いわゆるカルマンフィルタなどの再帰的アルゴリズムがある。本研究では、カルマンフィルタに比べて、高速で同程度以上の精度を実現した Madgwick Filter[73] を用いる。

3.6 マッチングによる位置推定

前節で求めた大まかな位置推定結果を初期値として、ICP アルゴリズムによって、各 3D LiDAR から得られた点群と推定対象の建設機械の 3D モデルを用いてマッチングさせ、正確な位置と姿勢を推定する。

ICP アルゴリズムでは、ソース点群 P_s とターゲット点群 P_t が与えられたとき、対応点同士の目的関数 E を (3.5) 式のように定義し、 E を最小化する回転行列 \mathbf{R}_{icp} と平行移動ベクトル \mathbf{T}_{icp} を推定する。

$$E(\mathbf{R}_{icp}, \mathbf{T}_{icp}) = \min \sum_{j=1}^{N_C} (\tilde{\mathbf{p}}_{t,j} - \mathbf{R}_{icp}\mathbf{p}_{s,j} - \mathbf{T}_{icp})^2\tag{3.5}$$

ここで、 N_C は対応点の個数を表す。目的関数 E は、Point-To-Point に基づいており、対応する点間のユークリッド距離によって計算される。点と点の対応を得るために、最近傍検出アルゴリズム KDTree[74] を用いて、ソース点群の点 \mathbf{p}_s に最も近い点 $\tilde{\mathbf{p}}_t$ を求め、これを対応点とする。ICP アルゴリズムでは、マッチング開始時にソース点群とターゲット点群の位置や姿勢が大きくずれていると局所解に陥り、正常なマッチング結果を得ることができない。そこで、予測オドメトリと IMU の角度推定により、おおよその初期位置と姿勢における点群間の対応点を求め、 \mathbf{R}_{icp} 、 \mathbf{T}_{icp} を推定する。なお、初回のマッチング時は、人間が与える開始位置と姿勢 (x_o, y_o, θ_o) を利用する。また、開始位置を与える際に、どの建設機械が対応しているかの情報を伝えることで、マッチング対象がどの建設機械に対応しているものかを指定する。その後、推定した \mathbf{R}_{icp} 、 \mathbf{T}_{icp} を元に、ソース点群の変換を行い、対応点を再度求める。上記のプロセスを最大反復回数 N_{th} 、または前回

との E の差が閾値 D_E 以下になるまで繰り返し収束計算を行うことで、最終的な \mathbf{R}_{icp} 、 \mathbf{T}_{icp} が得られる。提案手法では、ソース点群が 3D LiDAR から得られた点群 P_W 、ターゲット点群が 3D モデル P_M となる。この ICP アルゴリズムにより、最終的に推定された回転行列 \mathbf{R}_{icp} と平行移動ベクトル \mathbf{T}_{icp} から、統合された点群の基準座標系における建設機械の位置と姿勢を取得する。これを N_Q 台の建設機械に対して、適切な 3D モデルを用いて、リアルタイムに連続してマッチングすることで、各建機の位置と姿勢を、集合 $Q_i = \{\mathbf{q}_{i1}, \mathbf{q}_{i2}, \dots, \mathbf{q}_{iN_Q}\}$ として得ることができ、複数台、複数車種の位置推定として利用できる。

なお、本論文では、最大反復回数 N_{th} を 30 回、閾値 D_E は 0.01 として定めた。

3.7 RM algorithm: Remodeling using the predictive motion model

点群から正確に位置推定を行うためには、3D モデルの点と統合された点群の点とを正しく対応付けさせる必要がある。点群と 3D モデルの対応関係が正しくない場合、目的関数 E を最小化しても、ICP アルゴリズムでは実際の建機の位置からずれた結果が得られる。なぜなら、目的関数 E は、点間の対応関係が正しいかどうかは評価していないからである。したがって、正確な位置推定を行うためには、正しい対応付けが重要である。

一般的に、正しい対応付けを得るためには、マッチングを行う初期位置と姿勢が重要であるが、その他にも、3D モデルが理想的な点群を持っているのに対して、得られた点群には建設機械の実際の姿勢や、外部の障害物が遮蔽物として機能し、点群に欠損を生じさせるため、点間の対応を正しくとることができないという問題がある。また、3D LiDAR の配置や向ける方向によっても点群の欠損が生じるため、実際の環境ではこうした場合が多いと予想される。

そのため、建設機械の予測運動モデルを用いて、実際に取得される点群の欠損状況に合うように 3D モデルを再構築する方法を用いて解決する。本研究では、この一連の処理を RM アルゴリズム (Remodeling using the predictive motion model algorithm) と呼称する。RM アルゴリズムを用いることで、すでに欠損しており、対応関係を持たない位置の 3D モデル内の点を予め除去することで、誤った対応付けを減らし、マッチング時に正確な位置推定を可能にする。

RM アルゴリズムの概要は Fig. 3.6 に示す。ユークリッド距離 $dist(\mathbf{p}_a, \mathbf{p}_b) = \sqrt{\mathbf{p}_a^2 + \mathbf{p}_b^2}$ において、 \mathbf{p}_a を 3D モデル中の点、 \mathbf{p}_b を統合点群中の点とし、 $dist(\mathbf{p}_a, \mathbf{p}_b)$ が閾値 r_{th} 以上離れている場合、3次元モデル中の \mathbf{p}_a の点を除去する。再モデル化された 3D モデル P'_M は (3.6) 式のように表現される。

$$P'_M = \{m \mid m \in P_M, w \in P_{W_{t-1}}, \text{dist}(m, w) \leq r_{th}\}, \quad (3.6)$$

ここで、 P_M は元の 3D モデルの点群、 m は 3D モデル P_M 中の 1 点、 w は前回に取得した、統合された点群 $P_{W_{t-1}}$ 中の点を示す。

クローラダンプを例とした処理内容を Fig. 3.7 に示す。前回取得した点群と、元々の 3D モデルを重ね合わせたときに、重複した部分以外の点群を削除することで、前回取得した点群と 3D モデルの形状を近づけることができていることが分かる。

Algorithm 1 RM Algorithm

Input: $P_M, P_{W_{t-1}}$

Output: P'_M

- 1: Initialize P'_M as variable array of point
 - 2: **for** m in P_M **do**
 - 3: **for** w in $P_{W_{t-1}}$ **do**
 - 4: **if** $\text{dist}(m, w) < r_{th}$ **then**
 - 5: add m to P'_M
 - 6: **end if**
 - 7: **end for**
 - 8: **end for**
 - 9: **return** P'_M
-

RM アルゴリズムの処理内容を Algorithm 1 に示す。(3.6) 式に示すように、元の 3D モデルの点群 P_M の点 m に対し、点 m から半径 r_{th} の球内に、 $P_{W_{t-1}}$ の点 w が存在するかどうかを調べる。この操作を P_M の全ての点に対して行い、残った点群が P'_M となる。この操作を行うことで、 P'_M に含まれる全ての点 m' は、半径 r_{th} 以内に必ず $P_{W_{t-1}}$ に含む点を持つことが保証されていることになり、3D モデル中の対応点が存在しない点を除いているため、対応点探索の精度が向上する。また、3.6 式を満たす点群 $N_{P'_M}$ の数は、元の 3 次元モデルの点数 N_{P_M} 以下となるため、ICP アルゴリズムによる収束計算の反復回数を減らすことができることも利点である。

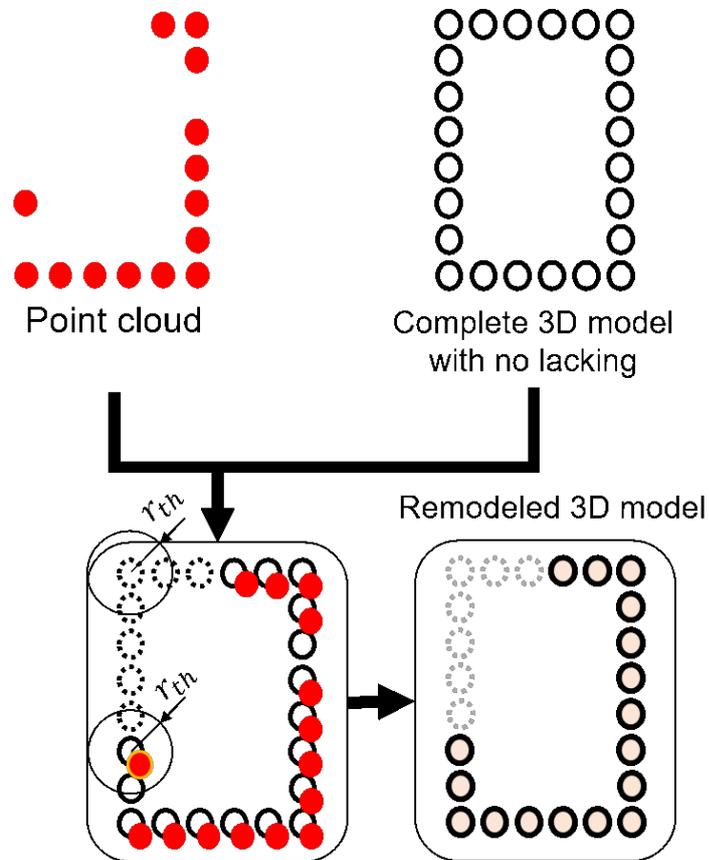


Fig. 3.6: RM algorithm. The 3D model was remodeled by extracting the common elements subsequent to the layering of the acquired point cloud and 3D model (Adapted from [1]).

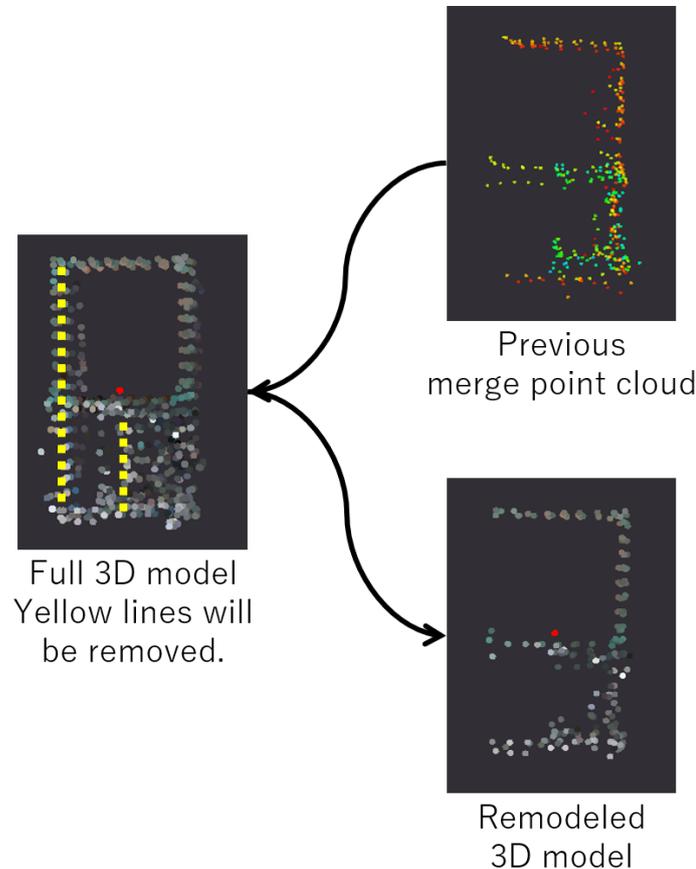


Fig. 3.7: Processing applying the RM algorithm to a crawler dump.

一方で、位置推定する対象となる統合された点群は、 P_{W_t} であるため、3D LiDAR のスキャン周期分の遅れが生じており、取得した点群と前回との差分が大きい場合、再モデル化した 3D モデルは誤差を含むことになる。ここで、他の障害物が全て静的物体であり、オクルージョン状態が時間変化により発生しないと仮定する。車両が静止している場合は、 $P_{W_t} = P_{W_{t-1}}$ となるため、正常に機能する。車両が動作している場合は、位置と姿勢が時間により変化するため、 $P_{W_t} \neq P_{W_{t-1}}$ であるため、閾値 r_{th} を大きくして、除く点の条件を緩める必要がある。

閾値 r_{th} が適正值よりも小さい場合、位置推定に必要な車両の形状情報も除去されるため、マッチング精度が低下する。逆に適正值よりも大きい場合、RM アルゴリズムが機能しないため、対応点の誤りが大きくなる。適切値を求めるため、閾値 r_{th} を、予測運動モデルを用いることで決定する。対象の車両を差動二輪モデルとして仮定すると、基準座標系における移動体の中心座標 (x_c, y_c, θ_c) は以下のように計算できる。

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ \theta_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{c,0} + v_c \cos(\theta_{c,0} + \frac{\omega_c}{2} dt) \\ y_{c,0} + v_c \sin(\theta_{c,0} + \frac{\omega_c}{2} dt) \\ \theta_{c,0} + \omega_c dt \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

ここで、 $(x_{c,0}, y_{c,0}, \theta_{c,0})$ は車両の初期座標、 v_c は車両の持つ並進速度 [m/s]、 ω_c は車両の旋回速度 [rad/s] である。

点群の中で最も移動量大きい位置は、車両の角の位置 (x_v, y_v) である。その座標は以下のように計算できる。

$$\begin{bmatrix} x_v \\ y_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_c + x_v^c \cos \theta - y_v^c \sin \theta \\ y_c + x_v^c \sin \theta + y_v^c \cos \theta \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

ここで、車両の中心座標からみた角 (x_v^c, y_v^c) の位置は以下のように計算できる。

$$\begin{bmatrix} x_v^c \\ y_v^c \\ r_c \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_c \cos \alpha \\ r_c \sin \alpha \\ \frac{1}{2} \sqrt{Td^2 + L^2} \\ \arctan \frac{L}{Td} + \theta_{c,0} \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

ここで、 Td は車両のトレッド幅 [m]、 L は車両の長さ [m] である。

dt を点群 P_W のスキャン周期 [s] とし、移動体の初期座標 $(x_{c,0}, y_{c,0}, \theta_{c,0})$ が、 $(0, 0, 0)$ とすると、その時の車両の角の最大移動距離 l_{max} は次のように計算できる。

$$l_{max} = \sqrt{(x_v - x_v^c)^2 + (y_v - y_v^c)^2} \quad (3.10)$$

最後に、コーナーの最大移動量 l_{max} 、測定誤差 e_{scan} 、点間隔 S を考慮して最大値を持つ閾値 r_{th} を以下のように計算する。

$$r_{th} = \max(l_{max}, 2e_{scan}, S) \quad (3.11)$$

ここで、 max 関数は与えられた引数の中で最大の値を返す関数である。(3.11) 式のうち、 l_{max} は建機の速度が速くなるにつれて大きくなり、その他のパラメータは定数である。そのため、 $l_{max} \leq \max(2e_{scan}, S)$ を満たすとき、測定誤差 e_{scan} 、点間隔 S のうち、最大の値を設定すれば良い事がわかる。言い換えれば、建機の速度が低速な場合、一定の閾値を事前に設定するだけで十分であり、スキャンごとに閾値の再計算をする必要はなく、システムの運用を簡素化できる。ここで、IHI 社の小型クローラダンプ IC35 を例にすると、トレッド幅 $Td = 1.52$ 、車両の長さ $L = 3.2$ 、角速度 $\omega_c = 0$ 、定数 $\max(2e_{scan}, S) = 0.2$ (ここでは、サンプリング間隔が最大と仮定) として与えたとき、(3.10) から、並進速度 v_c が 7.2 km/h 以下であれば、定数を上回らない。よって、対象とする車両の速度が低い小型建設機械に対し、このアプローチは特に実用的である。一方で、閾値 r_{th} が車両の最

大寸法より大きくなる場合、除去する点群が存在しないことと同義となるため、RM アルゴリズムの適用はできない。

3.8 キャリブレーション

3.8.1 アプローチ

提案する位置推定手法を適用するためには、全ての 3D LiDAR から得られる点群を統合するために、各 3D LiDAR のローカル座標系を、共通の座標系に変換する必要がある。その際、各 3D LiDAR の位置と姿勢が大きなずれがあると、建設機械の位置推定精度の低下につながる。したがって、高精度の位置推定を実現するためには、3D LiDAR 群の位置と姿勢を求めるキャリブレーションをいかに正確に行えるかが重要である。

こうした 3D LiDAR 群による位置推定におけるキャリブレーション時の問題に対して、自動キャリブレーション手法について研究が行われている。3D LiDAR 群の位置姿勢を推定するには、各 3D LiDAR 点群から共通して取得できる特徴情報が必要となる。従来の研究では、こうした特徴情報として、専用を用意されたポールや反射ターゲットといったランドマーカーが用いられている [75]。この方法では、再帰反射テープが貼られた 2 つのポールにより 3D LiDAR 群のキャリブレーションを行っているが、ポール認識の方法は、点群の反射強度情報に依存しているため、ポールと 3D LiDAR との距離が長くなるにつれて認識精度が低下する。そのため、広い環境では、より大きな長さや径をもつポールを用意する必要がある。また、専用のランドマーカーを必要としない手法として環境の幾何学的特徴により、キャリブレーションを行う研究として、3 つの線形独立平面 [76] や一般道路シーンの特性 [77] を用いた手法が提案されている。さらに、[78] では自動車に搭載された 3D LiDAR 群について、センサ間の重複領域間で幾何学特徴による点群の位置合わせに加え、走行による各 3 LiDAR の軌跡を初期パラメータとして用いている。このような環境の幾何学的特徴を利用した 3D LiDAR のキャリブレーション手法では、同じオブジェクトに対して、共通の対応点があることを前提とする。しかし、各 3D LiDAR が離れた距離に設置され、視点も大きく異なる状態で固定される場合、環境に対して共通の対応点が得られるとは限らず、これらの手法を適用することは難しい。専用のランドマーカーや環境の幾何学的特徴を利用した 3D LiDAR 群の自動キャリブレーション手法に対して、環境内の移動体を追跡して得られた軌跡同士をマッチングさせ、センサ間の相対的な位置および姿勢の関係を獲得する手法が提案されている [79]。本手法では、空間全体の認識のために分散配置された多数のセンサのうち位置推定等に用いられる 2D LiDAR の自動キャリブレーションを行っている。この手法は移動体を位置推定の対象でもある移動ロボットや人間とすることで、多数のランドマーカーを配置することなく、広範囲のセン

サをキャリブレーションできる。また移動体の中心位置を推定することで、環境の幾何学的特徴を利用する場合のように各 3D LiDAR で共通の対応点を必要としない。しかし、移動体の追跡を行う必要があるため、広範囲の環境では、キャリブレーションに時間がかかるという問題がある。また、複雑な形状をもつオブジェクトは移動体として対象にできず、同じ種類の移動体でも大きさや形状の違いによる推定誤差が生じることでキャリブレーション精度低下につながる事が考えられる。

そこで、3D LiDAR 群が取得する共通の特徴情報として、位置推定の対象である建設機械を利用することで、新たなランドマーカーを必要とせず、広い環境で特徴量が取得しづらい土木現場においても、3D LiDAR 群のキャリブレーションを行うことを目的としたキャリブレーション手法を提案する。本キャリブレーションは、基本的に一度だけ行えば良く、推定時に毎回行う必要はない。

3.8.2 キャリブレーション手法

本手法では、各 3D LiDAR に取り付けられた IMU による角度推定に基づき、Roll 角と Pitch 角が得られることを前提とする。基準とする 3D LiDAR とその他の 3D LiDAR との相対的な位置と姿勢 $(T_{x_i}, T_{y_i}, T_{z_i}, \theta_i)$ は、各 3D LiDAR の点群から推定された建設機械の位置 $\mathbf{q}_{i_k} = (x_{i_k}, y_{i_k}, z_{i_k})^T$ を対応点とした集合 $Q_i = \{\mathbf{q}_{i_1}, \mathbf{q}_{i_2}, \dots, \mathbf{q}_{i_{N_Q}}\}$ に基づいて計算される。 \mathbf{q}_{i_k} は各 3D LiDAR 点群から得たグローバル座標系における対応点 k の位置を意味する。添字の i はキャリブレーションを行うベース以外 ($i \neq 1$) の 3D LiDAR を表す。ここで、(3.12) 式で表される最小二乗誤差問題を解く。

$$\begin{aligned} \epsilon^2 &= \sum_{k=1}^{N_Q} \{(x_{1k} - x_{i_k} - T_{x_i})^2 + (y_{1k} - y_{i_k} - T_{y_i})^2 + (z_{1k} - z_{i_k} - T_{z_i})^2\} \\ x_{i_k} &= x_{i_k}^{L_i} \cos \psi_i \cos \theta_i + y_{i_k}^{L_i} \{\sin \phi_i \sin \psi_i \cos \theta_i - \cos \phi_i \sin \theta_i\} \\ &\quad + z_{i_k}^{L_i} \{\cos \phi_i \sin \psi_i \cos \theta_i + \sin \phi_i \sin \theta_i\} \\ y_{i_k} &= x_{i_k}^{L_i} \cos \psi_i \sin \theta_i + y_{i_k}^{L_i} \{\sin \phi_i \sin \psi_i \sin \theta_i + \cos \phi_i \cos \theta_i\} \\ &\quad + z_{i_k}^{L_i} \{\cos \phi_i \sin \psi_i \sin \theta_i - \sin \phi_i \cos \theta_i\} \\ z_{i_k} &= -x_{i_k}^{L_i} \sin \psi_i + y_{i_k}^{L_i} \sin \phi_i \cos \psi_i + z_{i_k}^{L_i} \cos \phi_i \cos \psi_i \end{aligned} \quad (3.12)$$

ただし、 ϕ_i, ψ_i は i 番目の 3D LiDAR の Roll 角と Pitch 角である。各 3D LiDAR に対して複数の対応点が得られた場合、 $\frac{\partial \epsilon^2}{\partial T_{x_i}}$ 、 $\frac{\partial \epsilon^2}{\partial T_{y_i}}$ 、 $\frac{\partial \epsilon^2}{\partial T_{z_i}}$ 、および $\frac{\partial \epsilon^2}{\partial \theta_i}$ から (3.13) (3.16) 式の推定値を導出できる。

$$T_{xi} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{N_Q} x_{1k} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{N_Q} x_{ik} \quad (3.13)$$

$$T_{yi} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{N_Q} y_{1k} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{N_Q} y_{ik} \quad (3.14)$$

$$T_{zi} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{N_Q} z_{1k} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{N_Q} z_{ik} \quad (3.15)$$

$$\begin{aligned} \theta_i = \operatorname{atan2} & \left(- \sum_{k=1}^{N_Q} \{ x_{1k}^{L_1} (y_{ik}^{L_i} \cos \phi_i - z_{ik}^{L_i} \sin \phi_i) \right. \\ & - y_{1k}^{L_1} (x_{ik}^{L_i} \cos \psi_i + y_{ik}^{L_i} \sin \phi_i \sin \psi_i + z_{ik}^{L_i} \cos \phi_i \sin \psi_i) \} \\ & + \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{N_Q} x_{1k}^{L_1} \sum_{k=1}^{N_Q} (y_{ik}^{L_i} \cos \phi_i - z_{ik}^{L_i} \sin \phi_i) \\ & - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{N_Q} y_{1k}^{L_1} \sum_{k=1}^{N_Q} (x_{ik}^{L_i} \cos \psi_i + y_{ik}^{L_i} \sin \phi_i \sin \psi_i \\ & + z_{ik}^{L_i} \cos \phi_i \sin \psi_i), \\ & \sum_{k=1}^{N_Q} \{ x_{1k}^{L_1} (x_{ik}^{L_i} \cos \psi_i + y_{ik}^{L_i} \sin \phi_i \sin \psi_i + z_{ik}^{L_i} \cos \phi_i \sin \psi_i) \\ & + y_{1k}^{L_1} (y_{ik}^{L_i} \cos \phi_i - z_{ik}^{L_i} \sin \phi_i) \} \\ & - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{N_Q} x_{1k}^{L_1} \sum_{k=1}^{N_Q} (x_{ik}^{L_i} \cos \psi_i + y_{ik}^{L_i} \sin \phi_i \sin \psi_i \\ & + z_{ik}^{L_i} \cos \phi_i \sin \psi_i) \\ & \left. - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{N_Q} y_{1k}^{L_1} \sum_{k=1}^{N_Q} (y_{ik}^{L_i} \cos \phi_i - z_{ik}^{L_i} \sin \phi_i) \right) \end{aligned} \quad (3.16)$$

3.9 キャリブレーション実験

提案したキャリブレーション処理について、実機を用いて検証を行う。

3.9.1 評価方法

評価を行うために、キャリブレーション後の建設機械の位置推定精度が目標精度を満たしているかを確認する。キャリブレーション後の 3D LiDAR の位置と姿勢に誤差がある

場合、位置推定に影響を与えると考えられる。

キャリブレーション精度の指標として、真値と推定値の誤差を用いる。推定値は、キャリブレーションによって得られたグローバル座標系における各 3D LiDAR の位置および姿勢 $L_i = (x_i, y_i, z_i, \theta_i)$ である。真値について、キャリブレーション対象の 3D LiDAR の位置を、RTK-GNSS により取得する。RTK-GNSS は Fix 解で得られれば、平均誤差 $\pm 0.02\text{m}$ で取得できる。ただし、3D LiDAR の Yaw 角は RTK-GNSS で取得ができないため、得られた位置を基に、手動で求めた。真値は $\bar{L}_i = (\bar{x}_i, \bar{y}_i, \bar{z}_i, \bar{\theta}_i)$ で表す。ここで、キャリブレーション誤差 $(\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta z_i, \Delta \theta_i)$ は (3.17) 式のように表される。

$$(\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta z_i, \Delta \theta_i) = (\bar{x}_i - x_i, \bar{y}_i - y_i, \bar{z}_i - z_i, \bar{\theta}_i - \theta_i) \quad (3.17)$$

キャリブレーションが行われた (3.17) 式の誤差をもつ i 番目の 3D LiDAR から得られた建設機械の点群について xy 平面上における変位を考える。Fig. 3.8 に概要を示す。変位は、距離の変位 Δl_i と姿勢の変位 $\Delta \theta_i$ に分けられる。姿勢の変位については、3D LiDAR の Yaw 角のキャリブレーション誤差がそのまま反映される。距離の変位はユークリッド距離となり、(3.18) 式より求められる。

$$\begin{aligned} \Delta l_i &= \sqrt{d_i^2 + r_i^2 - 2(\Delta x_i \cdot \Delta x_{r_i} + \Delta y_i \cdot \Delta y_{r_i})} \\ \Delta x_{r_i} &= D \cos(\alpha_i - \Delta \theta_i) - D \cos(\alpha_i) \\ \Delta y_{r_i} &= D \sin(\alpha_i - \Delta \theta_i) - D \sin(\alpha_i) \end{aligned} \quad (3.18)$$

ここで、 D は 3D LiDAR から建設機械の点群までの距離、 α_i は 3D LiDAR から建設機械の点群までの Yaw 角である。 Δl_i には、 $\Delta x_i, \Delta y_i$ による平行移動距離 d_i に加え、Yaw 角のキャリブレーション誤差 $\Delta \theta_i$ による回転から移動する距離 r_i が含まれる。これは 3D LiDAR から点群までの距離 D によって拡大する。

ただし、建設機械に対して複数の 3D LiDAR から位置推定を行う場合、それぞれのキャリブレーション誤差による点群の変位を考慮しなければならず、建設機械の位置や姿勢によっても変わるため、位置推定精度への影響を求めるのは難しい。そのため、キャリブレーションされた 1 台の 3D LiDAR で位置推定を行う場合を考え、キャリブレーション精度を評価する。この場合、(3.18) 式の変位がそのまま建設機械の位置推定誤差となる。

ここでは、自動制御に必要な建設機械の目標位置精度 $\pm 0.2\text{m}$ と目標姿勢精度 $\pm 0.03\text{rad}$ とし、キャリブレーション誤差について (3.19) 式の条件を定義する。ただし、 Δl_i について、 $D = 49\text{m}$ であり、 α_i の範囲は 3D LiDAR の水平視野角により決定する。(3.19) の全ての条件を満たす場合、キャリブレーション精度は十分であると言え、これをキャリブレーションにおける評価式とする。

$$\begin{cases} \max_{-60^\circ \leq \alpha_i \leq 60^\circ} (\Delta l_i) \leq 0.2 \text{ m} \\ |\Delta z_i| \leq 0.2 \text{ m} \\ |\Delta \theta_i| \leq 0.03 \text{ rad} \end{cases} \quad (3.19)$$

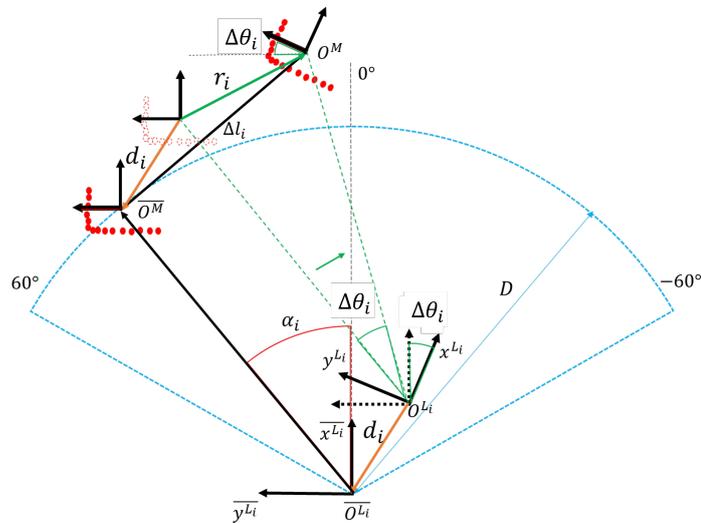


Fig. 3.8: Overview chart of calibration evaluation (Adapted from [2]).

3.9.2 実験環境

キャリブレーション実験は Fig. 3.9 に示す $50 \times 25 \text{ m}$ のフィールドで行った。フィールドには建設機械が掬い取りや運搬作業を行うための土砂山が存在する。位置推定のための3台の3D LiDAR が設置されており、キャリブレーションのために静止した建設機械によるキャリブレーションを行う。建設機械は Fig. 3.10 に示す IHI のホイールローダ IC35 と、ヤンマーのクローラダンプ C30R-3 をそれぞれ1台ずつ、計2台を用いた。3D LiDAR の設置位置は RTK-GNSS により位置を特定しており、それぞれの真値は $\bar{L}_2 = (48.313 \text{ m}, 6.672 \text{ m}, 1.410 \text{ m}, 2.741 \text{ rad})$ 、 $\bar{L}_3 = (3.253 \text{ m}, 19.915 \text{ m}, 1.528 \text{ m}, -0.190 \text{ rad})$ である。また、ダウンサンプリングに使用されるサンプリング間隔 S は 0.1 m に設定され、RM アルゴリズムで使用される閾値 r_{th} と α_{th} は、それぞれ 0.1 m 、 0.79 rad とした。

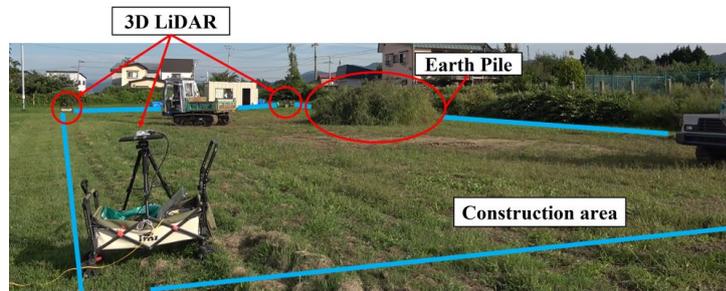


Fig. 3.9: Calibration experimental environment (Adapted from [2]).



(a) IC35



(b) C30R

Fig. 3.10: Construction machines used in calibration (Adapted from [2]).

3.9.3 3D LiDAR

本研究で用いる 3D LiDAR には、RoboSense 社の MEMS(Micro Electro Mechanical System) 式である RS-LiDAR-M1 を用いる。RS-LiDAR-M1 の性能は取得周波数 10 Hz、最大測定距離 200 m、距離精度 ± 0.03 m、水平方向と垂直方向の視野角はそれぞれ 120° と 25° 、角度分解能 0.2° となっている。特に、点群の角度分解能は、50 m の距離でも、垂直水平方向に約 17 cm 間隔で点群を取得できるため、作業環境を十分、カバーすることができる。環境設置 3D LiDAR を Fig. 3.11 に示す。3D LiDAR は、4 輪キャリー上の固定三脚に取り付けられる。設置の際に 3D LiDAR の傾きを調整し、なるべく水平になるようにした。IMU は、MEMS3 軸ジャイロスコープと MEMS3 軸加速度センサをもつ MPU-6050 を用いた。IMU を 3D LiDAR とともに固定し、3D LiDAR の Roll と Pitch 角を取得する。また、真値として Biz-Stations Drogger DG-PRO1RWS による RTK-GNSS

を行い、3D LiDAR の位置を取得する。

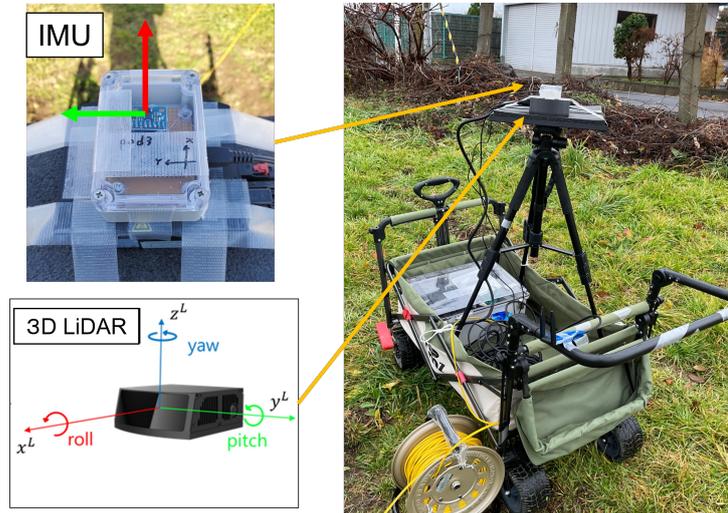
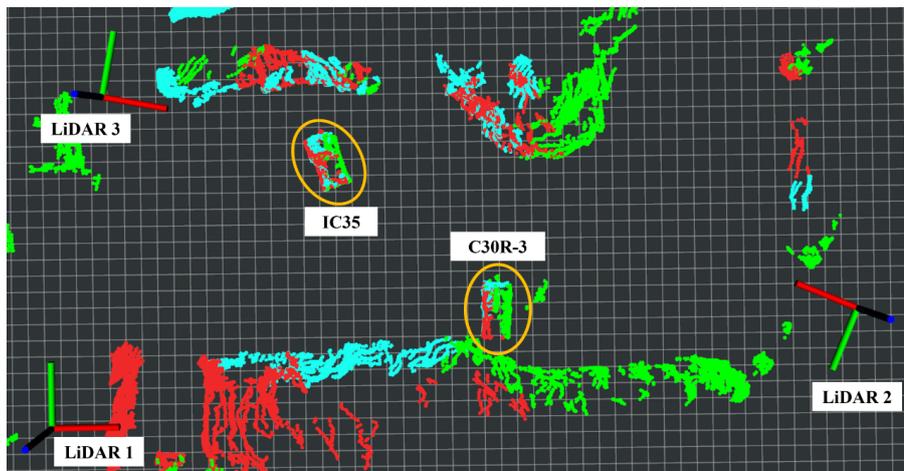


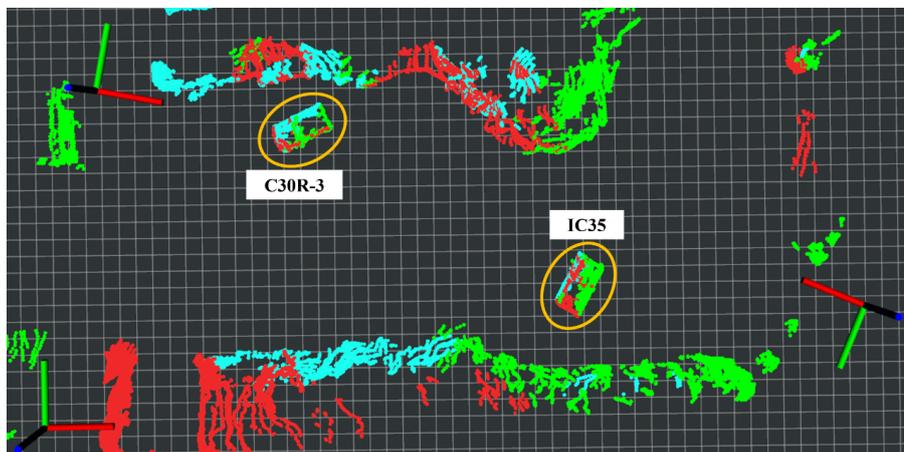
Fig. 3.11: Sensor Pod: Environmental installation 3DLiDAR with IMU (Adapted from [2]).

3.9.4 実験結果

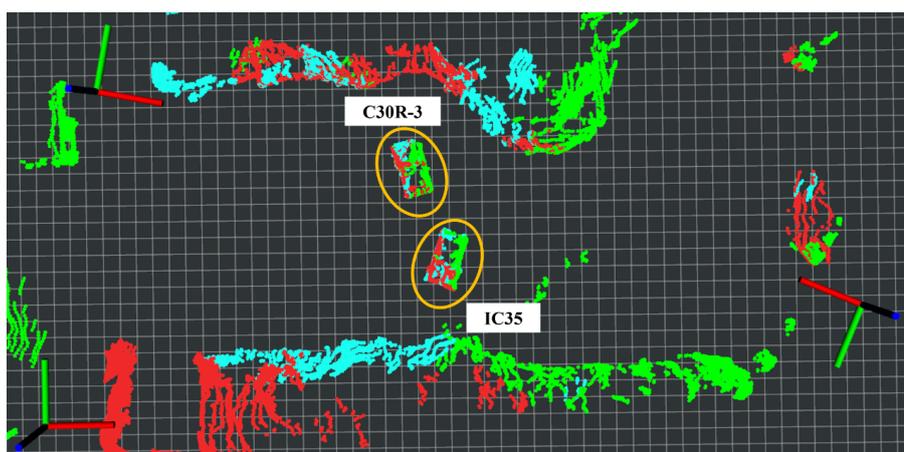
2台のクローラダンプを環境中に配置し、各3D LiDARのキャリブレーションを行った。3D LiDARとクローラダンプの配置をFig. 3.12に示す。(a)-(c)は、それぞれ3D LiDARの設置位置と姿勢は変えず、クローラダンプの姿勢や位置関係を変えている。建設機械を用いた各3D LiDARのキャリブレーション結果について、(3.17)式より求めたキャリブレーション誤差および(3.18)より求めた点群の $x-y$ 平面上の変位 Δl_i をTable 3.1に示す。キャリブレーション位置の誤差は、数cm程度で、姿勢角は 0.03rad を大きく下回る 0.003rad 以下と、非常に小さくなっていることが確認できた。得られたキャリブレーション結果から、(3.18)、(3.19)式を用いて、キャリブレーション精度を評価すると、全ての配置条件および3D LiDARで要求精度を満たした。建設機械の配置による違いを見ると、3D LiDAR(2)は、b配置が最も精度が高く、3D LiDAR(3)では、(a)配置が最も精度が高くなった。建機間の距離に注目すると、(a)配置は約14m、(b)配置は約19m、(c)配置は約6mとなっている。ここでは車両間距離の小さいc配置に対して、距離の大きい(a)、(b)配置で姿勢精度が向上していることが確認できる。しかし、3D LiDAR(3)については、(a)配置に比べて、(b)配置の建機間距離が大きいにもかかわらず、キャリブレーション精度が低くなっている様子が見られた。



(a)



(b)



(c)

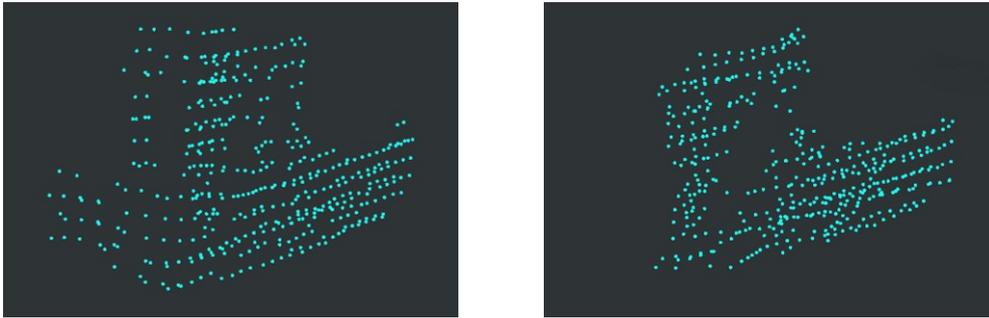
Fig. 3.12: Construction machines placement. Figures in red, green, and blue indicate the point clouds obtained by 3DLiDAR(1), 3DLiDAR(2), and 3DLiDAR(3), respectively (Adapted from [2]).

Table 3.1: Calibration results for each LiDAR for each construction machines placement (Adapted from [2]).

Situation	LiDAR(i)	キャリブレーション誤差平均				$\max(\Delta l_i)[m]$
		$\Delta x_i[m]$	$\Delta y_i[m]$	$\Delta z_i[m]$	$\Delta \theta_i[rad]$	
a	2	-0.003	0.053	0.008	0.0016	0.116
	3	0.029	0.026	0.040	-0.0006	0.051
b	2	0.007	-0.001	0.001	-0.0005	0.028
	3	0.047	0.031	0.052	-0.0016	0.101
c	2	-0.019	0.071	0.042	0.0020	0.154
	3	0.010	-0.004	0.173	0.0026	0.112

3.9.5 考察

本キャリブレーション手法では、3D LiDAR から得られる建設機械の位置を基に、3D LiDAR 間の相対位置および姿勢を求めているため、キャリブレーション後の精度は、各3D LiDAR ごとの建設機械の位置推定精度に影響される。車体間の距離が大きくなると、3D LiDAR 間の相対位置および姿勢を求める際に、位置推定誤差の影響が小さくなるため、キャリブレーション精度が向上すると考えられる。これは実験結果の (c) と車体間距離の大きい (a) と (b) の精度を比較すると、特に Yaw 角の誤差が小さくなっていることから確認できる。一方で、3D LiDAR(3) のキャリブレーション精度について、(a) に比べ (b) の方が車両間の距離が大きいにも関わらず低下している。これについて、(a)、(b) それぞれの配置における LiDAR(3) から得られた建設機械の点群を図 3.13 に示す。(a) と比べて、(b) は点群密度については大きな違いは見られないが、建設機械の形状については側面の 1 面しか取得できていないことが分かる。この結果から、取得した建設機械の点群形状が不十分な場合、位置推定の誤差が大きくなり、キャリブレーション精度の低下につながったと考える。



(a) Point cloud with two aspects obtained. (b) Point cloud with only one side visible.

Fig. 3.13: Difference of point cloud shape (Adapted from [2]).

よって、本手法においてキャリブレーションを高い精度で行うためには、車体間の距離と点群形状による影響を考慮する必要があると考える。点群形状については、建設機械に対して2面以上取れている場合、具体的には3D LiDARに対して斜めを向くような姿勢が望ましいと言える。

キャリブレーション精度の評価について、本稿では3D LiDAR群による建設機械の位置推定精度が目標精度を満たすのかという基準に基づいて行っている。キャリブレーション誤差による点群の変位は、 xy 平面上での距離の変化、高さの変化、姿勢の変化の3つの条件に分けられる。ここで、 xy 平面上での距離の変化について、(3.18)式より校正の x, y 軸誤差 $\Delta x, \Delta y$ に加え、Yaw角の誤差 $\Delta\theta$ が影響する。この $\Delta\theta$ による影響は、3D LiDARから点群までの距離に比例して大きくなる。例えば、今回実験した環境条件において、3D LiDARの校正誤差を $\Delta x = 0, \Delta y = 0$ とした場合でも、(3.19)式の距離の条件を満たすには $\Delta\theta$ の許容誤差が以下の(3.20)式より求まり、高い精度が要求されることが分かる。すなわち、環境設置3D LiDARのキャリブレーションでは、運用する環境の大きさによってその要求精度が変化し、特にYaw軸のキャリブレーション精度に注意すべきであると言える。

$$\Delta\theta \leq 2 \arcsin \left(\frac{0.2}{2D} \right) \doteq 0.286^\circ \quad (3.20)$$

3.10 位置推定実験

提案手法によって、実際の建機を用いて位置推定実験を行った。

3.10.1 1台の建設機械の位置実験

実験環境

複数台に対して適用する前に、1台のクローラダンプ IC35 を対象として評価を行う。実証実験は、圃場面積 $14 \times 14 \text{ m}^2$ の圃場で行い、Fig. 3.14 のように、3D LiDAR は両端に圃場を挟むようにして2台設置した。圃場表面は地面を掘ったような荒れた地形で、クローラダンプが走行するにつれて荒れていく。クローラダンプ走行時の圃場表面状態を Fig. 3.15 に示す。草に覆われた地面にクローラで走行した軌跡がくっきりと残っている。圃場は、実際の土木工事現場を想定した不整地環境であり、走行中の Roll、Pitch 角は相応に振動することが予想される。参考として、圃場の凹凸を調べるために、クローラダンプを走行させたときの IMU を用いた角度推定値の結果を Fig. 3.16 に示す。また、RTK-GNSS から算出したクローラダンプの Yaw 角も参考のために示す。Roll 角の最大振幅は 0.273 rad 、Pitch 角の最大振幅は 0.193 rad であり、不整地走行時の姿勢変化が大きいことが確認できる。本検証では、不整地運搬車技能講習の実技試験のコース規格より、クローラダンプの位置推定精度が $\pm 0.2 \text{ m}$ 、姿勢推定精度が $\pm 0.03 \text{ rad}$ に達することを目標とする。



Fig. 3.14: 3D LiDAR Placement (Adapted from [1]).



Fig. 3.15: Surface of the field (Adapted from [1]).

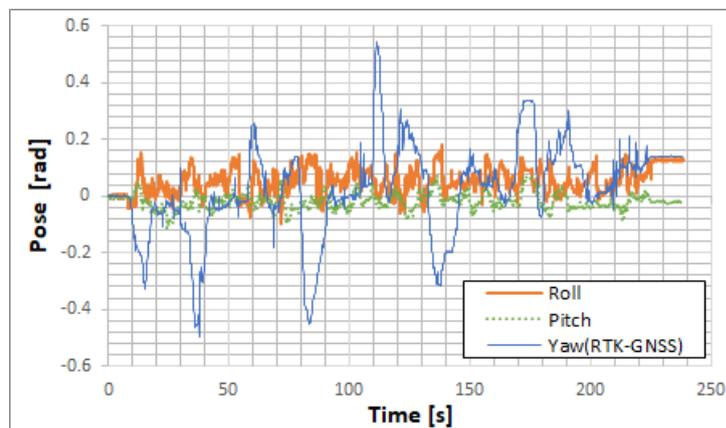


Fig. 3.16: Attitude estimation results when driving in the field (Adapted from [1]).

直進走行時の結果

クローラダンプの直進走行時の位置推定結果を、RTK-GNSS の位置推定結果を比較する。Fig. 3.17 と Fig. 3.18 に位置の結果と Yaw 角の結果を示す。ここでは、提案手法の位置推定値と RTK-GNSS で得られた位置推定値の平均絶対値誤差 (MAE) を評価値とする。位置精度と姿勢精度の MAE は、それぞれ 0.042 ± 0.018 m と 0.008 ± 0.005 rad で

あった。この結果から、本研究で定めた目標推定精度を満たす十分な精度で位置推定が可能であることを示した。実験条件下では、建機形状の大部分が点群として得られるため、対応する点を正確に生成でき、車両位置を高精度に推定できたと考えられる。

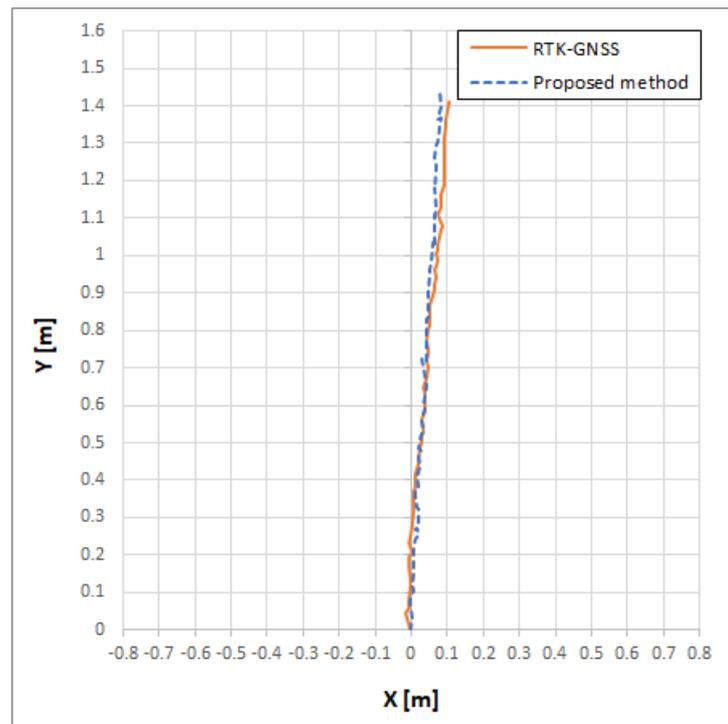


Fig. 3.17: Position estimation results for straight driving (Adapted from [1]).

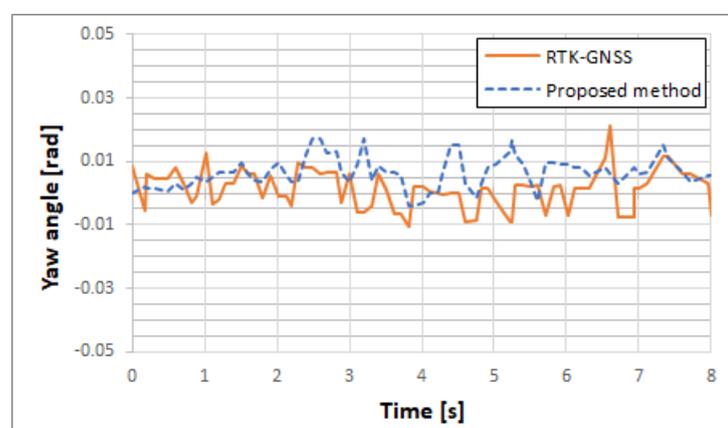


Fig. 3.18: Attitude estimation results for straight driving (Adapted from [1]).

旋回走行時の結果

クローラダンプの左旋回した場合の位置推定結果を、RTK-GNSS の位置推定結果と比較する。位置と Yaw 角の計測結果をそれぞれ Fig. 3.19、Fig. 3.20 に示す。位置精度と姿勢精度の MAE は、それぞれ 0.080 ± 0.027 m、 0.015 ± 0.007 rad であった。旋回走行時でも、本研究で目標とした精度レベルを十分に満たすものであった。一方で、直進走行と旋回走行の実験結果を比較すると、旋回走行時の位置推定精度は低下していることがわかる。これは、Yaw 角が変化すると、3D LiDAR から得られる車両形状の点群も変化するため、Yaw 角の予測時間変化と実際の Yaw 角の時間変化の誤差が大きくなり、3D モデルと現在の点群との対応関係の誤差が大きくなる傾向があるためである。

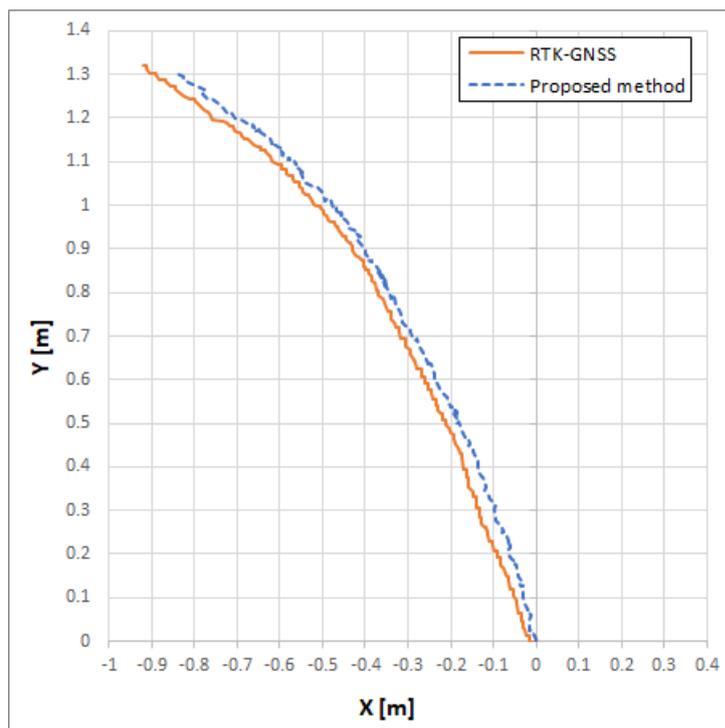


Fig. 3.19: Position estimation results for turn driving (Adapted from [1]).

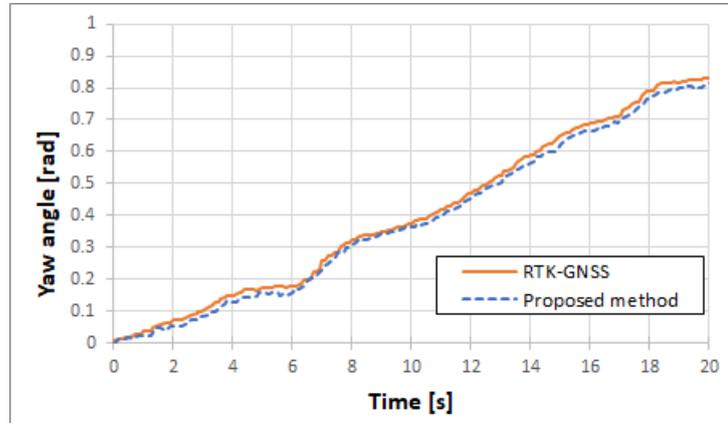


Fig. 3.20: Attitude estimation results for turn driving (Adapted from [1]).

組み合わせ走行時の結果

組み合わせ走行では、クローラダンプを圃場全体で走行させたときの推定結果と RTK-GNSS の結果を比較した。位置と Yaw 角の計測結果をそれぞれ Fig. 3.21、Fig. 3.22 に示す。位置精度と姿勢精度の MAE は 0.121 ± 0.046 m、 0.016 ± 0.018 rad であった。本実証実験では、実際の作業現場で行われるクローラダンプの前後進、旋回、超信地旋回動作が含まれており、推定結果が実際の作業に適用可能であることを示唆している。

Table 3.2 に位置・姿勢精度の結果をまとめる。この結果から、クローラダンプが運動している状態でリアルタイムに推定された位置と精度は、目標精度を十分に満たしており、提案した位置推定手法が有効に機能していることがわかる。

Table 3.2: Accuracy results of localization based on RTK-GNSS as the ground truth (Adapted from [1]).

	Position MAE [m]	Yaw angle MAE [rad]
Straight	0.042	0.008
Turn	0.080	0.015
Combination	0.121	0.016

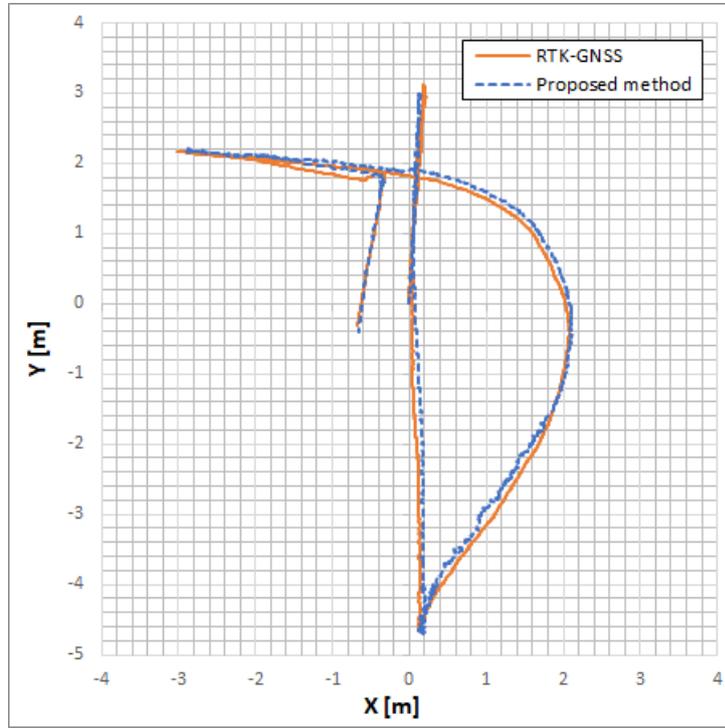


Fig. 3.21: Position estimation results for combination driving (Adapted from [1]).

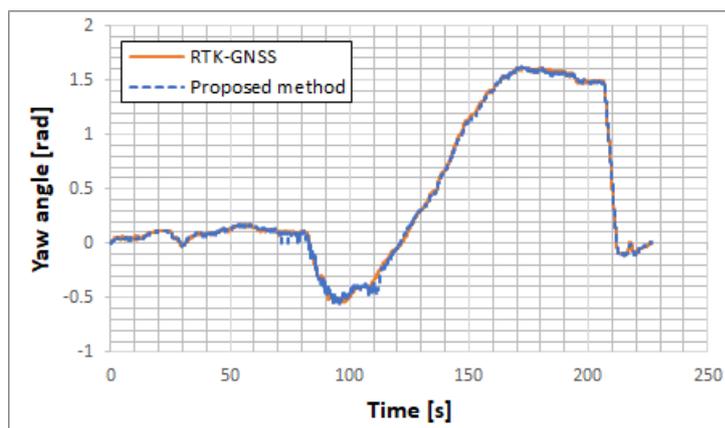


Fig. 3.22: Attitude estimation results for combination driving (Adapted from [1]).

3.10.2 複数台の建設機械の位置実験

実験環境

本実験では、実際の土木作業を想定し、圃場内に土砂山を作成し、複数台・複数種類の建機を置いて実験を行う。圃場は、Fig. 3.23 に示す。圃場には、真ん中に土砂山があり、広さは、X方向に50m、Y方向に25mである。実験では、クローラダンプ IC35 とホイールローダ WA30 を推定対象として用いる。本実験においても、2つの3D LiDAR を向かい合わせて54m離して配置している。



Fig. 3.23: Field environment (Adapted from [3]).

静止時の位置推定結果

本実験では、提案した位置推定手法による位置推定精度を確かめるために、建機をその場に停止させているときの精度を検証する。推定対象となる小型建機であるホイールローダとクローラダンプを、指定の位置に停車させ、およそ20秒間の位置推定を行った。Fig. 3.24 に本実験で得られた点群を示す。

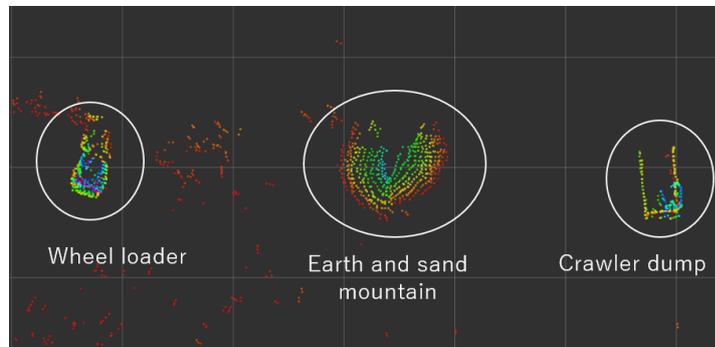


Fig. 3.24: Point cloud for each vehicle (Adapted from [3]).

クローラダンプとホイールローダの位置推定結果と RTK-GNSS から求めた誤差を、Fig. 3.25、Fig. 3.26 に、Yaw 角度推定結果と RTK-GNSS から求めた Yaw 角度を、Fig. 3.27、Fig. 3.28 にそれぞれ示す。

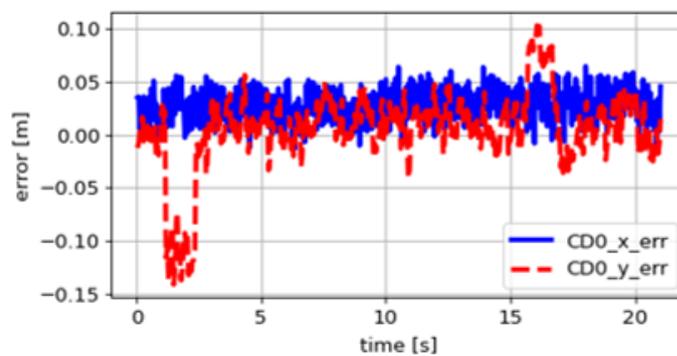


Fig. 3.25: Crawler dump position estimation error (Adapted from [3]).

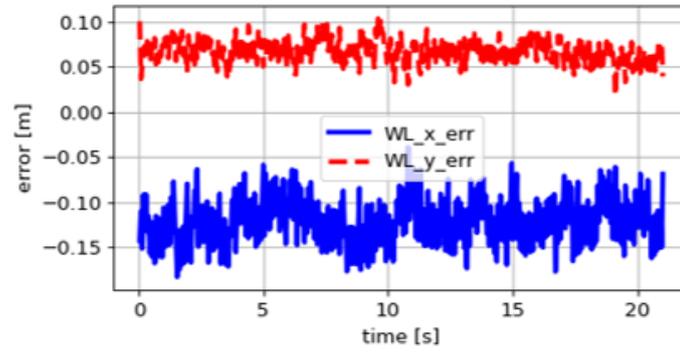


Fig. 3.26: Wheel loader position estimation error (Adapted from [3]).

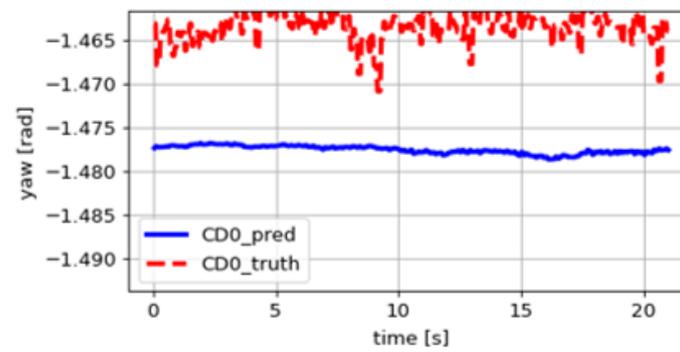


Fig. 3.27: Crawler dump attitude estimation error (Adapted from [3]).

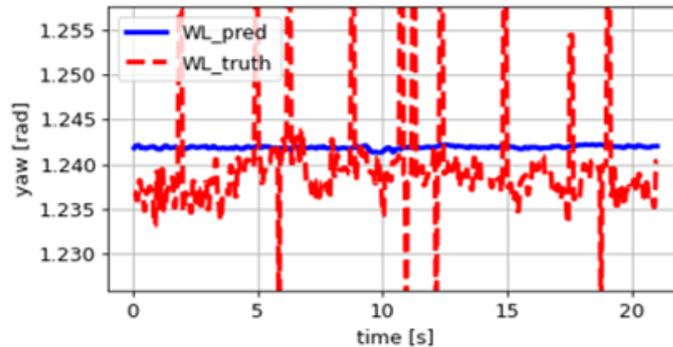


Fig. 3.28: Wheel loader position estimation error (Adapted from [3]).

本手法で求めた推定値の $MAE \pm \sigma$ は、クローラダンプでは、 0.031 ± 0.025 m、ホイールローダでは、 0.111 ± 0.024 m であった。また、Yaw 角度はそれぞれ、 0.014 ± 0.002 rad、 0.006 ± 0.011 rad であった。これらの結果は、本推定手法が高精度に推定できていることを示す。特に、Fig. 3.27、Fig. 3.28 に示すとおり、本手法で推定した Yaw 角度は、RTK-GNSS で得られた推定角度よりも分散が小さく、正確な推定ができている事がわかる。これらの実験結果には定常的な誤差があることがわかる。これは、統合点群の座標系と RTK-GNSS の座標系との間に誤差が発生したことが原因である可能性がある。GNSS の値を真の値として使用するために、RTK-GNSS の座標系を統合点群の座標系に合わせて調整した。しかし、RTK-GNSS を実車に設置する際に誤差が発生した可能性がある。また、一部の結果から、一時的に推定値が悪化することがあることがわかる。これは、砂埃が反射して点群にノイズを与えた影響が考えられる。さらに、ホイールローダの位置誤差について見ると、クローラダンプよりも精度が低下している。最大位置誤差に関しては大きな差は見られなかった。ホイールローダの最大 Yaw 角誤差が大きくなった原因について、真値として利用した RTK-GNSS の誤差によるものと考えられる。

走行時の位置推定結果

次に、土砂運搬作業を想定した行動順序に従った走行を行い、車両が移動する際の位置推定精度を検証する。本研究では、位置推定について焦点を当てる。

実行された一連の土砂運搬作業の様子を Fig. 3.29、その時の点群を Fig. 3.30 に示す。1 から 3 までは、ホイールローダによる土砂のすくい取り作業を行っている。4 から 5 までは、クローラダンプの土砂積載位置までの移動を示す。6 から 8 までは、ホイールローダがクローラダンプの荷台に土砂の積載を行っている。9 から 10 までは、クローラダンプの積載物地点までの移動を示す。各タスクでは、次章で説明するレトロフィット装置と

制御により、追従制御を行った。

クローラダンプとホイールローダの位置推定結果と RTK-GNSS から求めた位置を、Fig. 3.31、Fig. 3.32 に、Yaw 角度推定結果と RTK-GNSS から求めた Yaw 角度を、Fig. 3.33、Fig. 3.34 にそれぞれ示す。

本手法で求めた推定値の $MAE \pm \sigma$ は、クローラダンプでは、 0.089 ± 0.067 m、ホイールローダでは、 0.115 ± 0.052 m であった。また、Yaw 角度はそれぞれ、 0.032 ± 0.027 rad、 0.097 ± 0.065 rad であった。どちらの建設機械についても、停車時よりも移動時の精度が悪くなっていることが確認できる。一方で、車両を途中で見失うような推定の失敗は確認できなかった。特にクローラダンプについては、目標推定精度に達する結果を得られた。これらの実験結果について、位置推定の誤差が生じていることがわかる。特に、Fig. 3.31 の $X = 42, Y = 12$ 付近や、Fig. 3.32 の $X = 18, Y = 13$ 付近では、他の箇所よりも誤差が大きい。この付近は旋回操作を行っているタイミングであり、旋回時に発生した砂埃に起因したマッチングの誤差と考える。また、ホイールローダがクローラダンプよりも誤差が大きい理由について、ホイールローダのステアリング角のエンコーダ値を、Wi-Fi 経由で取得しているため、状況によって通信が遅れることがある。それにより、現実世界の車両形状とモデル形状が異なることで、マッチングに誤差が生じることが要因と考えられる。しかし、位置推定に失敗し、車両を見失うようなことはなかった。

最後に、今回の実験結果をまとめる。位置、Yaw 角度それぞれの MAE と、最大誤差を Table 3.3 に示す。今回の実験結果では、Expt. 1 と Expt. 2 の結果から、静止時よりも移動時の誤差が大きくなっている。しかし、提案した位置推定手法を用いて追従制御を行うことができているため、この誤差は自動走行が十分可能である水準であると言える。



Fig. 3.29: Construction machines that perform a series of tasks (Adapted from [3]).

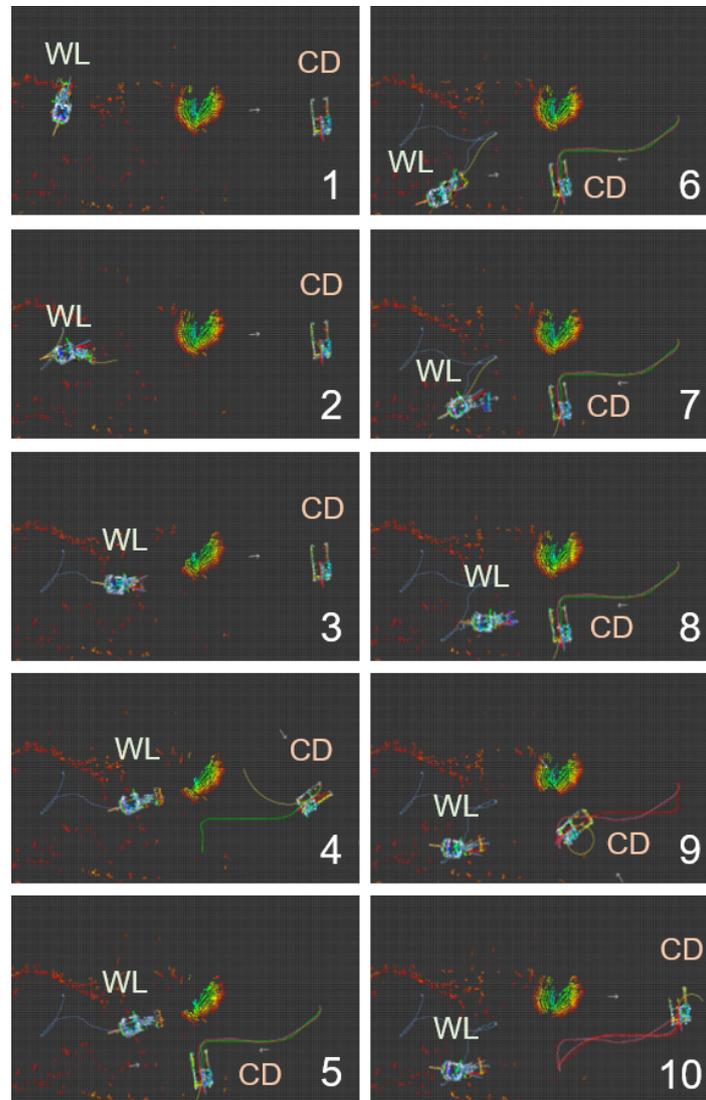


Fig. 3.30: Point cloud of construction machines performing a series of tasks (Adapted from [3]).

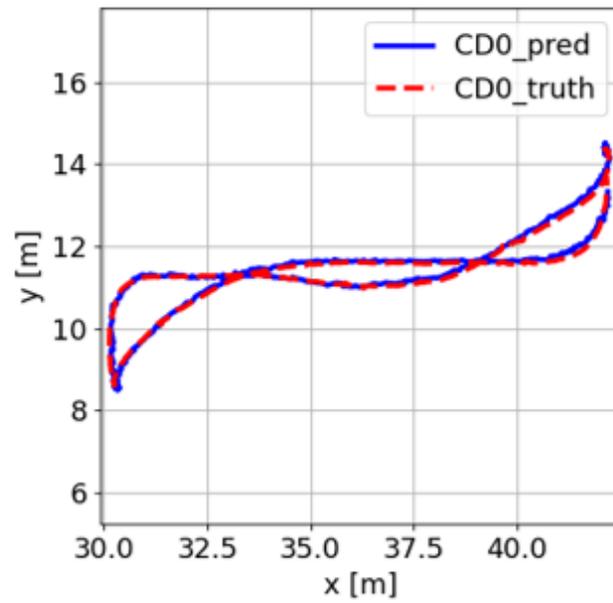


Fig. 3.31: Position estimation of crawler dump at task performance (Adapted from [3]).

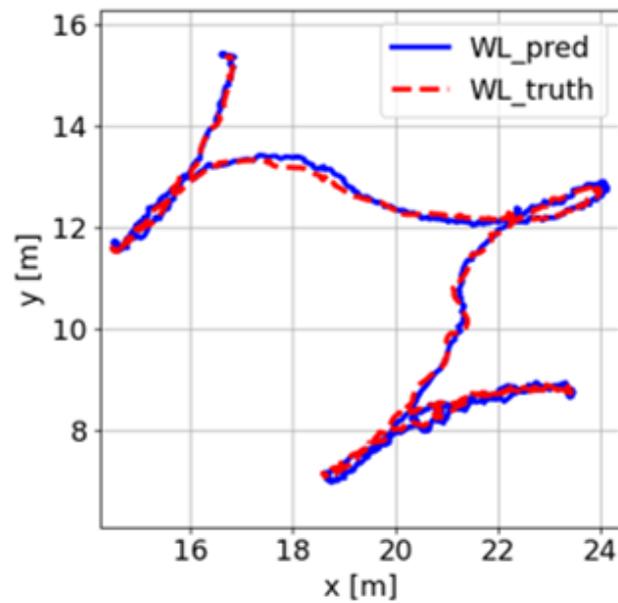


Fig. 3.32: Position estimation of wheel loader at task performance (Adapted from [3]).

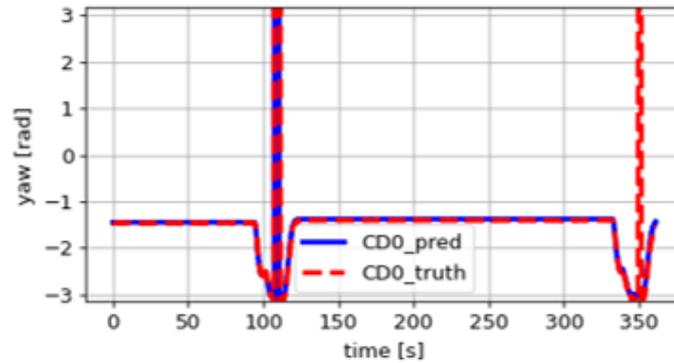


Fig. 3.33: Attitude estimation of crawler dump at task performance (Adapted from [3]).

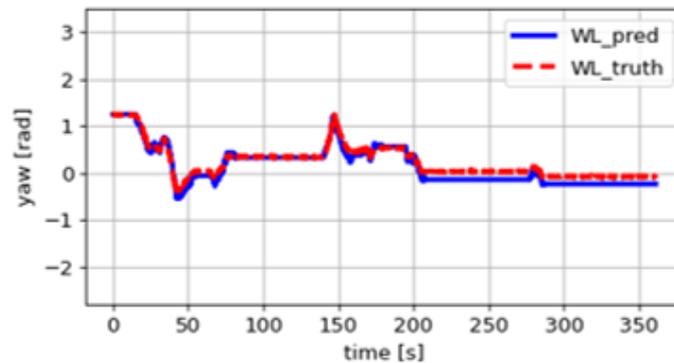


Fig. 3.34: Attitude estimation of wheel loader at task performance (Adapted from [3]).

3.10.3 RM アルゴリズムの評価

位置推定の精度は、3D LiDAR の配置が固定されている場合、建設機械の位置と姿勢の影響を受ける。性能劣化の主な原因は、障害物などのオクルージョンによる点群の欠損である。提案する RM アルゴリズムでは、3D モデルを再モデルすることで、取得点群不足による性能劣化を低減する。

検証では、RM アルゴリズムを適用した場合と適用しない場合で位置推定精度の比較を行う。また、建設機械の位置と姿勢を変化させた場合の結果も比較することで、位置推定精度がどの程度向上するかを評価する。さらに、3D モデル内の点群の数が減少するにつれて、処理時間が減少することを評価する。最後に、RM アルゴリズムの閾値パラメータ

Table 3.3: MAE and maximum MAE results for Case 1 and Case 2 position and Yaw angle (Adapted from [3]).

	Case 1	Crawler dump truck	Wheel loader
Position MAE [m]		0.031 ± 0.025	0.111 ± 0.024
Max Position MAE [m]		0.133	0.158
Yaw MAE [rad]		0.014 ± 0.002	0.006 ± 0.011
Max Yaw MAE [rad]		0.017	0.113

	Case 2	Crawler dump truck	Wheel loader
Position MAE [m]		0.089 ± 0.067	0.115 ± 0.052
Max Position MAE [m]		0.632	0.158
Yaw MAE [rad]		0.032 ± 0.027	0.097 ± 0.065
Max Yaw MAE [rad]		0.19	0.229

r_{th} の妥当性を評価するため、パラメータを変化させた場合の精度評価も行う。

RM アルゴリズム適用時の性能比較

Fig. 3.35 に示すように、圃場の作業領域を 3×3 の格子状に分割し、 $0^\circ = 0 \text{ rad}$, $45^\circ = 0.79 \text{ rad}$, $90^\circ = 1.57 \text{ rad}$ の 3 種類の姿勢を持つクローラダンプを領域内の 4 箇所に設置した。その位置を推定し、RTK-GNSS で取得した真の値と比較した。ダウンサンプリングの点間隔 S は 0.2 とした。静的な場合の r_{th} は (3.11) 式から、 $v = \omega = 0$ となるため、0.2 と定めた。このときの RM アルゴリズムを適用した場合と適用しなかった場合の性能を比較した。

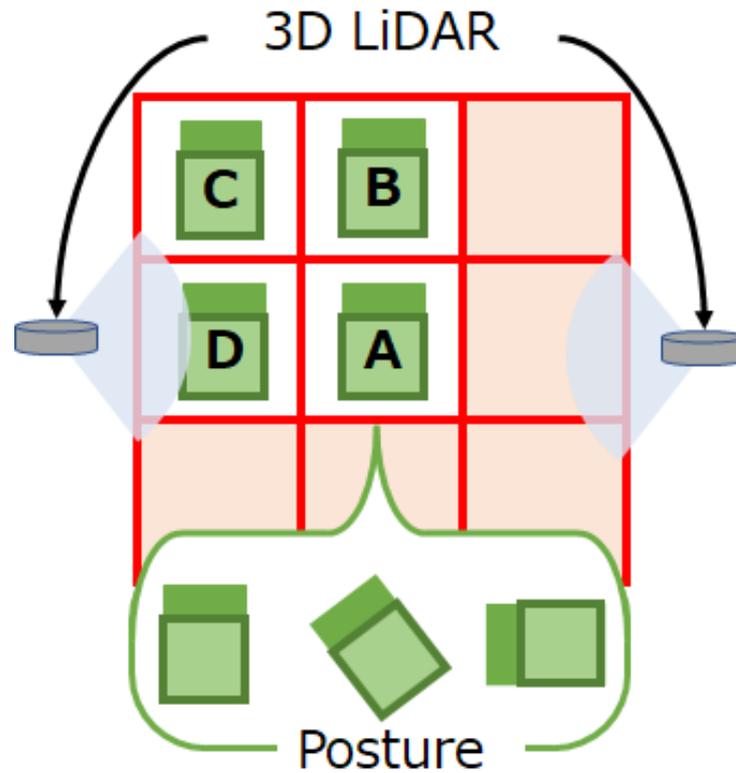


Fig. 3.35: Layout to the work area in the field (Adapted from [1]).

取得した位置と Yaw 角の精度をそれぞれ、Fig. 3.36、Fig. 3.37 に示す。上図は RM アルゴリズムを適用した結果、下図は適用しなかった結果である。縦軸は RTK-GNSS と位置推定結果との平均誤差 MAE を表す。また、取得した精度誤差を Table 3.4 に示す。

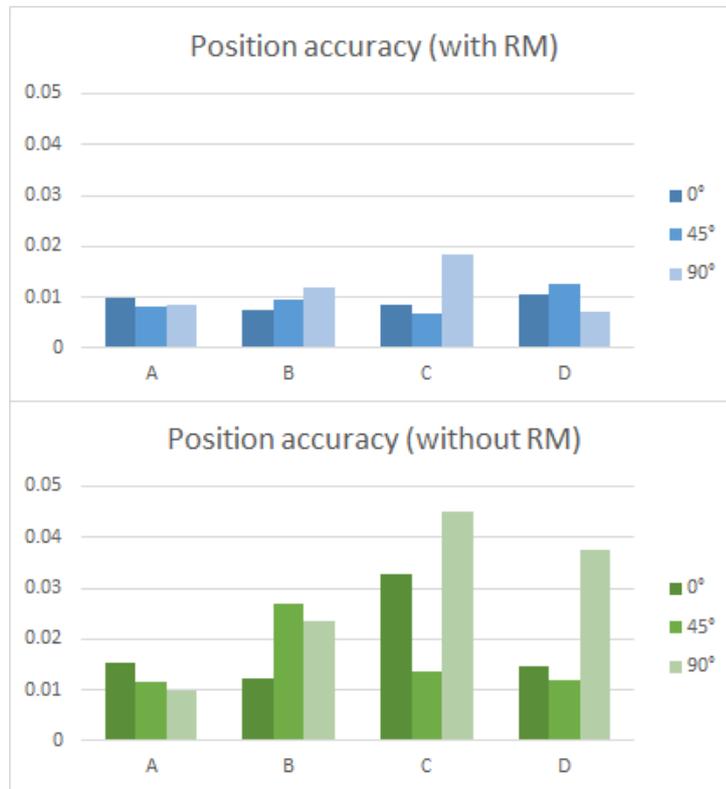


Fig. 3.36: Comparison of position accuracy results with (upper) and without (lower) applying the RM algorithm (Adapted from [1]).

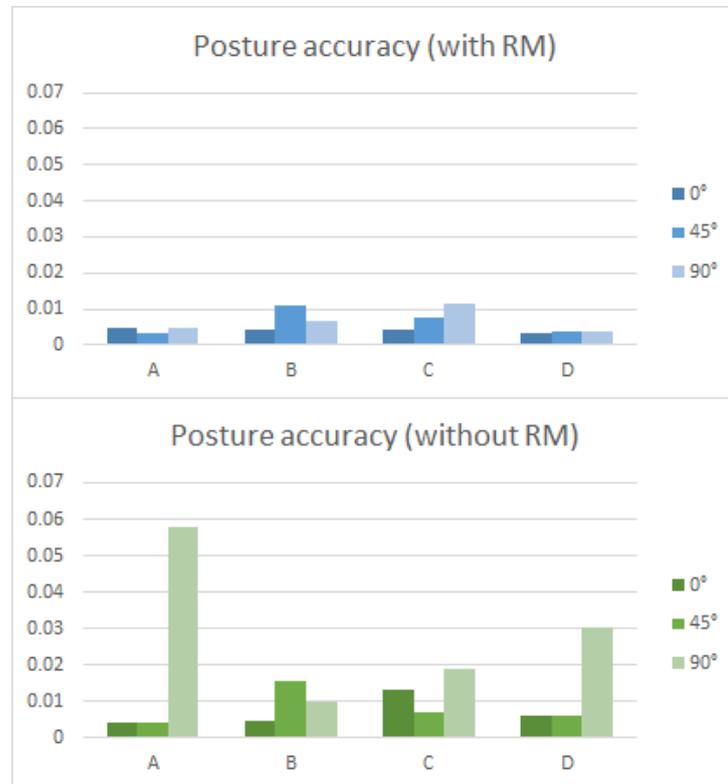


Fig. 3.37: Comparison of attitude accuracy results with (upper) and without (lower) applying the RM algorithm (Adapted from [1]).

Table 3.4: Comparison of localization accuracy with and without applying the RM algorithm (Adapted from [1]).

Position MAE [m]			
with RM	0°	45°	90°
A	0.0098	0.0098	0.0083
B	0.0074	0.0095	0.0117
C	0.0086	0.0066	0.0183
D	0.0104	0.0127	0.0070
without RM	0°	45°	90°
A	0.0153	0.0114	0.0097
B	0.0122	0.0269	0.0235
C	0.0327	0.0136	0.0451
D	0.0146	0.0120	0.0373
Yaw angle MAE [rad]			
with RM	0°	45°	90°
A	0.0047	0.0030	0.0047
B	0.0041	0.0108	0.0066
C	0.0041	0.0077	0.0114
D	0.0034	0.0039	0.0035
without RM	0°	45°	90°
A	0.0041	0.0038	0.0576
B	0.0046	0.0153	0.0096
C	0.0132	0.0069	0.0186
D	0.0058	0.0058	0.0302

まず、位置精度を比較すると、RM アルゴリズムを用いた場合の MAE は、どの位置でも 0.02 m 以下で推定できている事がわかる。また、建設機械の位置や姿勢が変化しても精度の変化が小さく、ロバスト性が向上していることがわかる。逆に、RM アルゴリズムを用いないシステムの精度は、車両の位置や姿勢の影響を受ける。次に、姿勢精度を比較すると、RM アルゴリズムを利用した場合に、位置精度が向上し、建設機械の位置や姿勢に対して影響を受けないことがわかる。実際に、RM アルゴリズムを適用していない場合、A 点と D 点の 90° 姿勢での姿勢精度は、目標姿勢精度 0.03 rad を超えており、本目標に定める水準での推定には失敗している。RM アルゴリズムを用いた場合と用いなかった場合の実験結果を比較すると、位置推定精度と Yaw 角の平均精度はそれぞれ 2.21 倍と 2.96 倍向上し、位置推定精度と Yaw 角の最大精度はそれぞれ 5.28 倍と 12 倍向上した。これは、不正な対応点が減少するため、ICP アルゴリズムによるマッチング精度が向上した結果であると考えられる。また、この結果は、RM アルゴリズムが建設機械の位置や姿勢の影響を減らし、高精度な推定が可能であることを示している。

RM アルゴリズムの導入による計算コストの削減

ICP アルゴリズムによる収束計算コストは、ターゲット点群とソース点群に含まれる点の数に比例する。RM アルゴリズムでは、3D モデルを再モデル化する際に、元の 3D モデルの点群を除去することから、計算コストの削減が期待できる。これを検証するために、Fig. 3.35 の A 地点の点群データを用いて、位置推定にかかる処理時間を計測した。Table 3.5 に平均実行時間、3D モデル内の点群数、環境から取得した点群数を示す。S を 0.2、0.1 とした場合、RM アルゴリズムを用いたシステムの実行時間は、RM アルゴリズムを用いない場合よりもそれぞれ、16%、48.5% 程度速いことがわかる。特に、S が 0.1 の場合、RM アルゴリズムを用いない実験結果では、計算時間がセンサの取得周期を上回っており、リアルタイムで処理することができていないが、一方で、RM アルゴリズムを用いた実験結果では、点群の数が増えてもリアルタイム計算を維持することができている。この結果は、RM アルゴリズムは計算時間の短縮においても優れた性能を示す。

Table 3.5: Average execution time and number of point clouds with and without applying the RM algorithm when changing the spacing (S) (Adapted from [1]).

$S = 0.2$	Execution time[s]	Model points	Scan points
RM	0.0363	570	792
Original	0.0421	700	792
$S = 0.1$	Execution time[s]	Model points	Scan points
RM	0.0689	1279	2166
Original	0.1023	2374	2167

パラメータ探索を伴うロボットの複数の静的状態に対する RM アルゴリズムの評価

RM アルゴリズムの閾値パラメータ r_{th} は、(3.11) 式を用いて計算しているが、その式が妥当であることを評価するために、閾値を変化させたときにどのように位置精度が変化するかを検証する。

閾値を 0.1 と 0.4 に変更した場合の位置精度と姿勢精度の結果をそれぞれ Fig. 3.38、Fig. 3.39 に示す。また、取得した MAE の詳細を Table 3.6 に示す。その結果、閾値 0.1 に対する建機の位置精度は、C 地点と D 地点で大きく低下しており、特に建機を 45° 傾けたときの精度が大きく低下している。逆に A、B 地点の精度はほとんど変化しなかった。また、C 地点と D 地点では姿勢精度の大幅な低下が見られ、C 地点では建機の姿勢を 45° 、D 地点では 0° と 90° 傾けた場合に精度が高くなることが分かった。閾値が 0.4 の場合の位置・姿勢精度は、閾値が 0.2 の場合とほぼ同等であるが、Table 3.6 に示すように、全体的な平均精度は、閾値が 0.2 の場合よりも低い。しかし、Fig. 3.36 に示すように

RM アルゴリズムを用いなかった場合よりも精度が高い結果が得られた。この結果から、この実験条件では、閾値が 0.4 の場合でも RM アルゴリズムが有効であることがわかる。閾値が 0.1 になると精度が低下するのは、3D LiDAR 間の距離が比例して、点間隔が長くなるためである。さらに、ダウンサンプリング処理も影響している。例えば、建機が作業領域の中心に位置し、 45° の角度を持つ場合、取得される点の間隔は最大 0.56 m になる。そのため、閾値が小さいと対応点が見つからず、マッチングに必要な領域の 3D モデルの表面点群が削除され、マッチング誤差が大きくなる。閾値が 0.1 の場合では、車両の姿勢に関係なく、A 点、B 点、D 点、C 点の順に精度が低下した。A 点、B 点での精度の変化が小さく、プラスに働いているのは、点群が作業領域の中心で取得され、表面の点群が適度な間隔で取得されているためである。位置推定のために点群を不必要に除外しているため、閾値 0.4 の結果は閾値 0.2 の結果よりもわずかに精度が低下している。

各閾値の取得結果の平均値を比較すると、閾値 0.2 が最も高い精度を示しており、パラメータの調整としては妥当であり、(3.11) 式により求めた値を用いることで、最も精度よく位置推定できる事がわかる。

これらの実験結果は、RM アルゴリズムが以下の利点をもたらすことを示している。

1. マッチング誤差を軽減するため、位置推定精度が向上する。
2. 計算量が軽減されるため、処理時間が短くなる。
3. 建機の位置や姿勢による影響が少なくなり、ロバスト性が向上する。

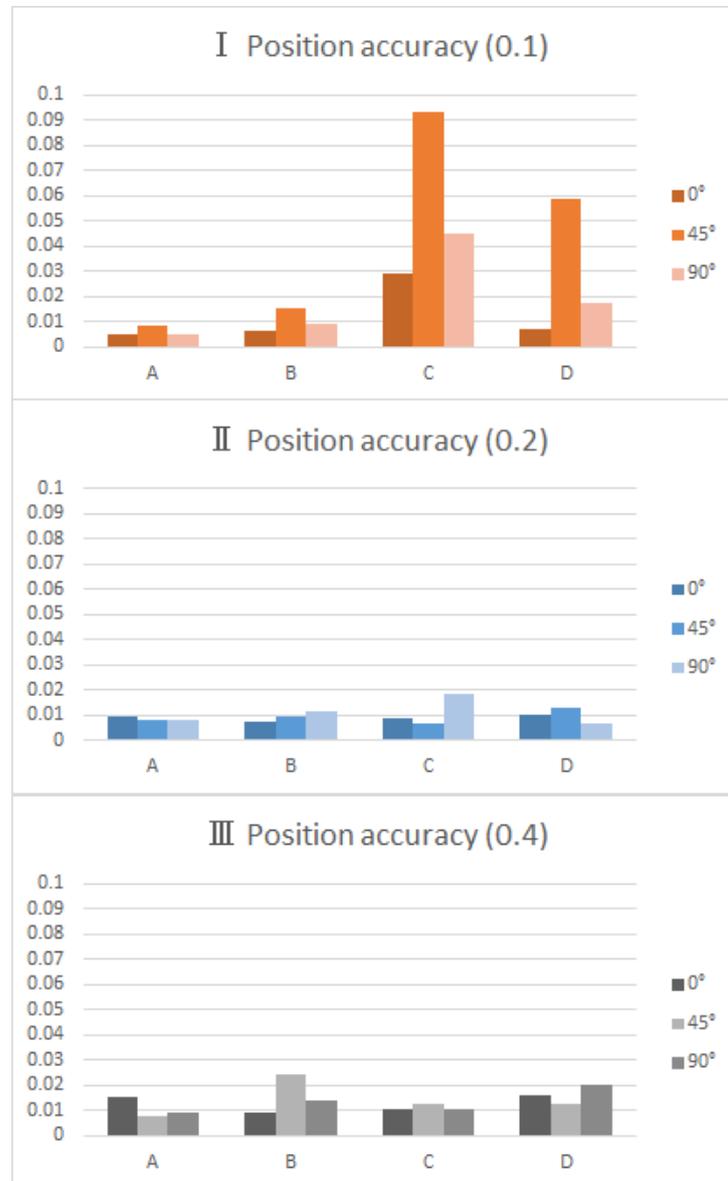


Fig. 3.38: Results of position accuracy for different threshold values (Adapted from [1]).

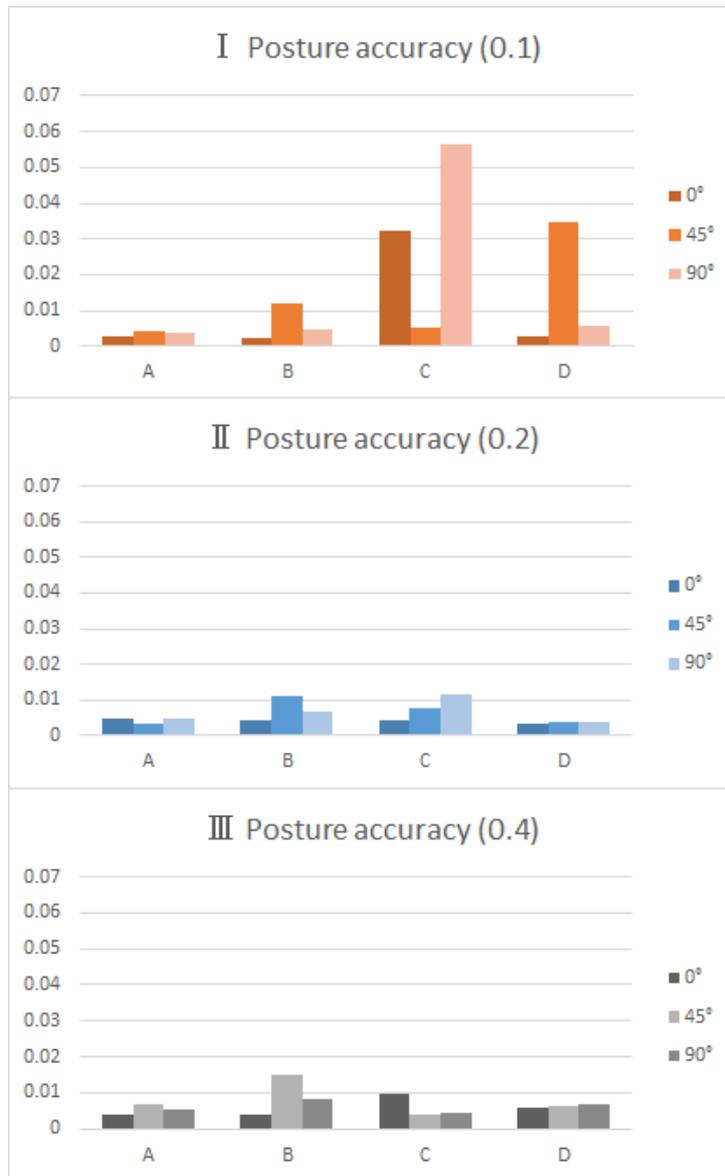


Fig. 3.39: Results of attitude accuracy for different threshold values (Adapted from [1]).

Table 3.6: Result of accuracy for each parameter (Adapted from [1]).

Position MAE [m]			
0.1	0°	45°	90°
A	0.0047	0.0084	0.0047
B	0.0065	0.0154	0.0091
C	0.0290	0.0934	0.0450
D	0.0068	0.0585	0.0173
Average	0.0259		
0.2	0°	45°	90°
A	0.0098	0.0098	0.0083
B	0.0074	0.0095	0.0117
C	0.0086	0.0066	0.0183
D	0.0104	0.0127	0.0070
Average	0.0099		
0.4	0°	45°	90°
A	0.0150	0.0077	0.0094
B	0.0089	0.0244	0.0142
C	0.0105	0.0123	0.0107
D	0.0162	0.0129	0.0202
Average	0.0135		
Posture accuracy [rad]			
0.1	0°	45°	90°
A	0.0030	0.0045	0.0038
B	0.0023	0.0121	0.0046
C	0.0322	0.0053	0.0567
D	0.0026	0.0348	0.0056
Average	0.0139		
0.2	0°	45°	90°
A	0.0047	0.0030	0.0047
B	0.0041	0.0108	0.0066
C	0.0041	0.0077	0.0114
D	0.0034	0.0039	0.0035
Average	0.0057		
0.4	0°	45°	90°
A	0.0040	0.0067	0.0052
B	0.0039	0.0151	0.0083
C	0.0097	0.0038	0.0045
D	0.0058	0.0065	0.0068
Average	0.0066		

3.10.4 考察

提案手法の推定誤差の要因として、位置推定の精度が 3D LiDAR の性能に依存する事が挙げられる。3D LiDAR の測定誤差が、 ± 0.03 m のとき、位置誤差は、 $0.03\sqrt{3} = 0.052$ m、姿勢誤差は、一辺の Yaw 角度方向の傾きを考慮すると、車長 3.2 m の IC35 側の線分に対する車軸方向の誤差は、 $\arctan \frac{0.06}{3.206} = 0.0188$ rad となり、ある程度大きい誤差が発生する。この誤差は、Table 3.2 の組み合わせ走行時の姿勢精度 0.016 rad と同等の値であり、提案手法により推定された結果は、計測誤差と同程度の誤差で推定できている事がわかる。また、3D LiDAR から得られる点群の間隔は、距離が離れるにつれて間が広がるため、スパース性によるマッチング性能の低下の影響もある。マッチングが可能なレベルの点群密度を確保する必要があるため、点間隔 S の距離が 0.2 m である場合、3D LiDAR から 57 m 以上、建設機械が離れると必要な点群数が確保できない。

この他に、3D モデルの精度が考えられる。複数台の建設機械の実験結果 (Table 3.3) を見ると、クローラダンプよりもホイールローダの位置推定精度が低い傾向がある。3D モデルは Open3D の Reconstruction system で作成した点群をそのまま利用しているため、表面に凹凸のばらつきがある。ホイールローダは、複数の可動部を持つ複雑な形状を持つ。このため、深度画像から 3D モデルを生成した際の凹凸ノイズが、マッチング時の誤差に関係すると考えられる。また、可動部を持つ建設機械では、各関節を基にパーツとして分割して、部品間の相対位置を設定しているが、現実の車両の関節位置と若干の誤差が発生することもマッチング誤差を大きくする要因として考えられる。一方で、クローラダンプは、ホイールローダに比べて単純な形状であり、走行によって稼働する部分もないことから、マッチング誤差が小さいと考えられる。このことから、より精度を上げるためには、表面凹凸を平滑化することや、車体寸法から正確にモデル化を行う作業が必要である。

RM アルゴリズムの実験結果では、建設機械の位置や姿勢による表面点群の欠損時の推定精度の位置推定精度の向上が見られたほか、処理時間が短くなることも検証できた。本アルゴリズムは、ICP アルゴリズム以外の点群マッチングアルゴリズムに対しても有効である。RM アルゴリズムの閾値パラメータは、(3.11) 式を用いて決定でき、低速であれば一定であることが容易に推測できる。具体的には、並進速度が、時速 7.2 km 以下のとき、一定の閾値で良いと求まる。一方で、それ以上の速度で走行する場合は閾値パラメータを動的に決定するべきである。また高速走行時は、と 3D モデルの表面点群を修正することができないため、RM アルゴリズムを適用することができない。建設機械において、特に 3 トン程度の小型建機では、高速走行可能な車種は少ないため、多くの場合で、速度を考慮する必要はない。

本実験の過程において、雨や砂埃などの気象条件が発生した。このような自然現象の影

響下で得られた点群データを Fig. 3.40 に示す．特に、砂埃の発生は建設機械を走行させる場合に観測された．建機を覆うように大きな砂埃が発生すると、ICP アルゴリズムでの対応点探索が失敗し、誤って砂埃を建設機械と誤認識する可能性がある．しかしながら、提案された手法は、大まかな位置推定で、予め対象とする建設機械をある程度の範囲内に存在することを予測しているため、気象条件の影響を比較的軽減することができた．本手法は、積雪のある環境（Fig. 3.41）や外灯がない環境（図 Fig. 3.42）でも適用可能であり、これらの環境下でも常に信頼性の高い位置推定が行うことができる．参考として、降雪時の実験日（2023年2月21日11時頃、青森県弘前市）と、降雨時の実験日（2023年6月28日8時頃、福岡県前原市）の気象庁の過去の気象データを参照すると、降雪時は2.0 mm/h、降雨時は1.0 mm/h の環境条件で推定できることを確認している．特に、雪粒は雨粒に比べ粒径が大きく、取得点群にノイズが生じやすいものの、ノイズフィルタである SOR フィルタによって事前にノイズ除去が行われることから、大きく影響を受けることはなかった．また、上記で記した砂埃のように、ひとかたまりで点群として現れることはないことから、少なくとも推定が破綻することはないと考える．この結果から、提案手法は多様な環境での位置推定において有用性があると考えられる．

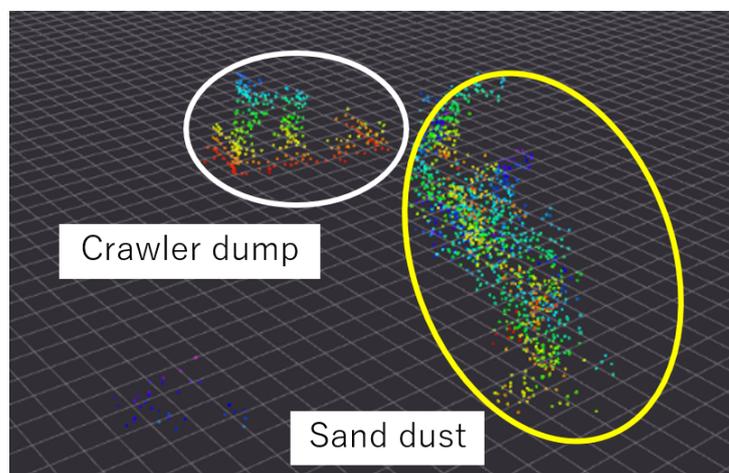


Fig. 3.40: A point cloud capturing the sand dust raised by a vehicle's traveling (highlighted with white circles).

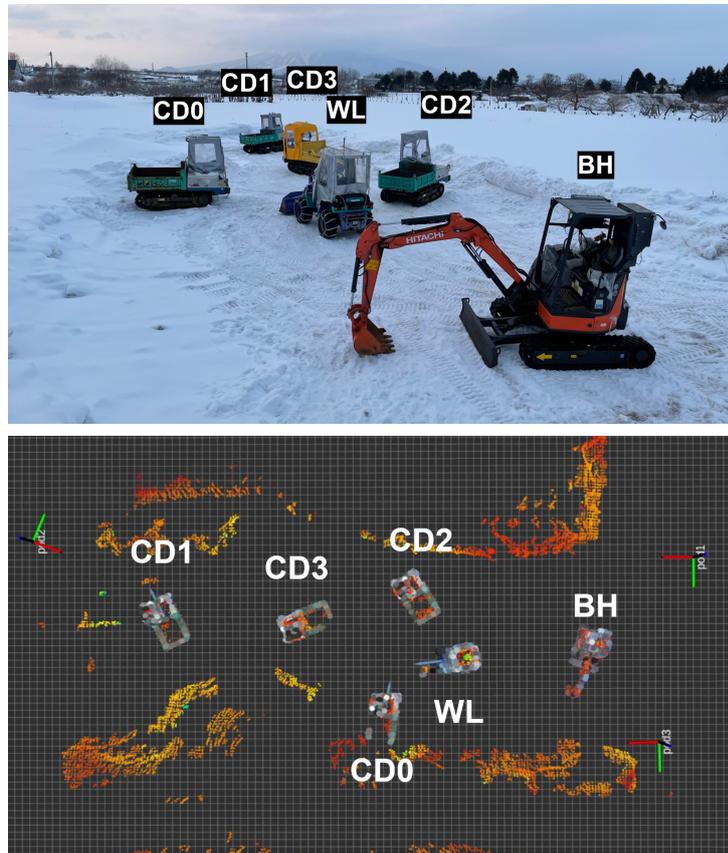


Fig. 3.41: Position estimation by placing 6 construction machines in a snow field.



Fig. 3.42: Position estimation and earthwork operations in darkness.

本位置推定手法は、位置推定を行う建設機械の台数が増えるにつれて、単調増加で処理

時間が長くなる。同時に推定できる台数は、スキャン周期と計算能力、3Dモデルの構造に依存する。建設現場では、大きい現場では10台以上を用いることもあることから、実際に適用する場合は、処理の並列化や最適化を行う必要がある。また、建設現場では、より広大な作業領域で作業が行われるので、その分3D LiDARの台数が必要となる。その場合、配置によってオクルージョンが発生する箇所が変化するため、配置方法の最適化が必要である。

第4章

建設機械のレトロフィット装置と制御

4.1 緒言

従来の高価な ICT 建機を普及させることは難しく、また、すでに多くの建設機械が現場で使用されている事実から、既存の建機をレトロフィット化するための後付装置の開発が必要である。このアプローチでは経済的かつ既存の資産を最大限に活用し、新しい技術を素早く導入し、持続可能性を高める利点がある。建機を自動化するレトロフィット装置は、大型建機が対象のものは市販されているが、小型建機には対応していない。小型建設機は、ヘリコプターで運搬可能な重量であるため、災害現場や遠隔地への素早い派遣、迅速な救助活動など、さまざまな利点を提供し、その開発には重要な利点がある。

本研究では、対象の小型建機として、クローラダンプの IC35 を対象としている。クローラダンプとは、土砂の運搬作業を行うための不整地運搬車両である。IC35 の寸法は、運転席を除くと、全長・全幅・全高は、 $3.20 \times 1.52 \times 1.68$ m である。積載荷重は、3 トンであり、機械質量は、2.2 トンである。走行速度は、低速状態で、6 km/h、高速状態で、10 km/h 程度である。左右のクローラは、独立した 2 本の操作レバーを前後の動きに連動し、前進後進を行うことが可能である。また、操作レバーを押し込む量によって、速度を調節することができる。



Fig. 4.1: Crawler dump. (IC35)

4.2 レトロフィット装置

制作したレトロフィット装置を Fig. 4.2 に示す。本装置は、Arduino Due、モータドライバなどの電装系をまとめたコントロールボックス、制御や通信を行う Ultra-Mobile PC (UMPC)、走行レバー、エンジンレバー、ダンプレバーをそれぞれ動かす直動スライダで構成される。スライダは ± 8 cm の範囲で 2.2 cm/s の速度で前後に動かすことができ、PID 制御によってスライダの位置制御を行う。スライダの取付けはすべてアルミフレームによって組み付けられており、建機への取付けや拡張が容易になっている。本レトロフィット装置の構成により、クローラダンプは遠隔化、自動化に対応することができる。

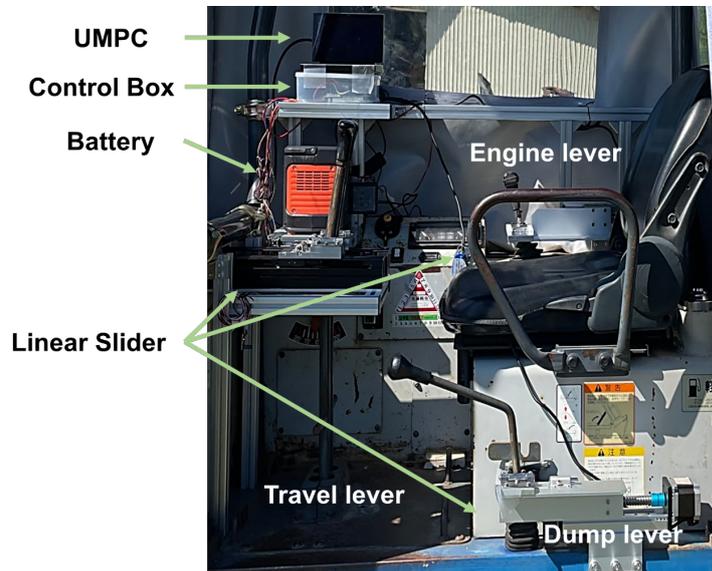


Fig. 4.2: The controlling lever device and control box for autonomous crawler dump truck.

4.3 むだ時間を考慮した制御

本研究におけるレトロフィット装置を用いた制御目標は、クローラダンプを経路追従させることである。そのためには、クローラダンプの動作におけるむだ時間を考慮する必要がある。具体的には、次の2つのむだ時間要素を考慮する必要がある。第一に、走行レバーに存在する無反応な領域、つまりレバーを操作して、油圧系へとその動作が伝わるまでの遅れ、そして第二に、油圧バルブが開閉し、油圧モータが実際に駆動し始めるまでの時間である。これらのむだ時間が存在すると、制御系が不安定になり、振動応答が生じる可能性がある。

この問題に対処するために、むだ時間に対する補償器を含んだ制御系を設計する必要がある。むだ時間に対処する代表的な方法として、スミス法 [55]、内部モデル制御 (IMC: Internal Model Control) [80, 81] 等がある。スミス法では、制御ループ内にプラントモデルを組み込み、むだ時間後の出力を予測し、それに基づいて制御を行う。IMCでは、実際の結果と設計モデルとの不一致部分をフィードバック制御によって補正する。基本的には、どちらの手法も、むだ時間後の状態を予測した値を使い、フィードバック制御を実現することが目的だが、適切なモデルを構築する必要がある。一般的に、建機メーカーは、建機に対するモデルを公開していないため、モデル構築は難しい。そのため、できるだけ単純なモデルを構築し、少数のパラメータで同定可能な方法が望まれる。本研究では、ス

ミス法に基づいてモデル化を行う。

Fig. 4.3 に、提案する制御系を示す。初めに、スライダの位置 p_s に対する左右のクローラ終端速度を予め実測しておき、スライダの位置に対する速度変換式を作成する。この速度変換式をもとに、次に示す手順でむだ時間後の速度を予測し、予測モデルに従ってむだ時間後の車体の位置を推定する。

1. 現在の時刻 t_c から、むだ時間 δ 分遡った範囲のスライダ位置の時間履歴 $p_s[t_c - \delta, t_c]$ から、前述した速度変換式により、速度の時間履歴 $\hat{v}[t_c - \delta, t_c]$ を作成する。
2. 現在の位置 $x(t_c)$ に対して、 $\hat{v}[t_c - \delta, t_c]$ を元に、差動二輪の運動学モデルを用いて時間積分した値を加えることで、むだ時間後の予測位置 $\hat{x}(t_c + \delta)$ を求める。

得られたむだ時間後の車体の位置を元に、移動目標位置 y までの経路追従制御を行う。

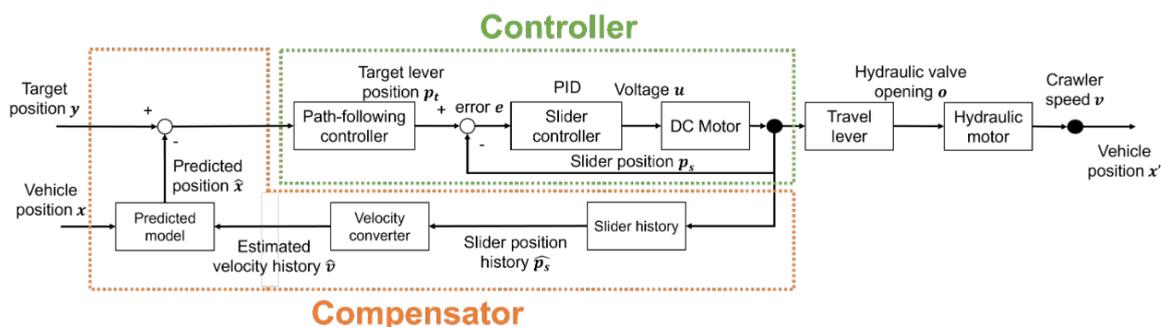


Fig. 4.3: Control system including time delay compensation.

4.4 速度変換式の導出

むだ時間補償を行うために制御するために、スライダの移動量からクローラの速度に変換する式を導出する必要がある。ここで、使用している IC35 の操作レバーに、不感帯があることを考慮しなければならない。Fig. 4.4 に平地でクローラダンプを前進させたときの操作量と前進速度を示す。スライダは 5 mm 間隔で 60 mm まで動かし、速度は RTK-GNSS 測位結果から求めた。Fig. 4.4 を見ると、スライダを 25 mm 動かしても速度に変化が見られないため、25 mm までは実際の駆動とは関係のない、レバーとレバー操作機構を合わせた不感帯である。この不感帯の範囲内の操作量は、速度に影響しないため、レバー操作量と速度は 25 mm 移動させた後からのデータのみ扱う。スライダの移動量を増やすにつれて、速度は単調増加の傾向を示したため、1 次式として近似を行う。ま

た、予備実験より、実際にクローラダンプの速度が増加するまでにかかるむだ時間は、0.4秒と得られた。

左右のレバーそれぞれについて、Y軸にスライド量、X軸に平均前進速度として、Fig. 4.5, Fig. 4.6に示す。得られたデータを最小二乗法にて直線近似を行った結果、左右のクローラダンプの速度 v_l , v_r に対する左右のスライダの移動量 s_l , s_r は以下のようになった。

$$s_l = 0.032478v_l + 0.028207 \quad (4.1)$$

$$s_r = 0.031994v_r + 0.028557 \quad (4.2)$$

この結果から、本研究で用いる IC35 において、レバー操作量の大きな左右差は見られず、同程度の比で表せていることが分かる。また、IC35 は履帯を使用しているため、地面への接地圧を分散し、地面の変化に対して安定性を維持しやすいことから、地面の状態が多少変化しても、車両の速度変化が比較的少ないことから、高速走行を行わない限り、同定したパラメータは有効に働くと考える。

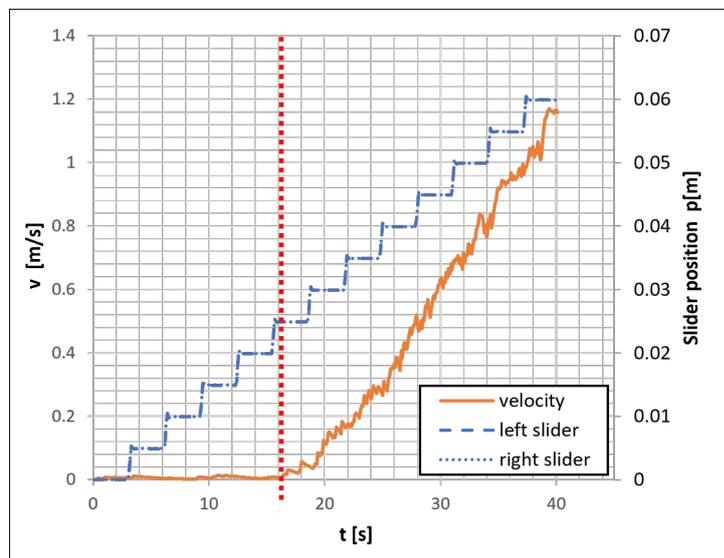


Fig. 4.4: Slider value and velocity per time.

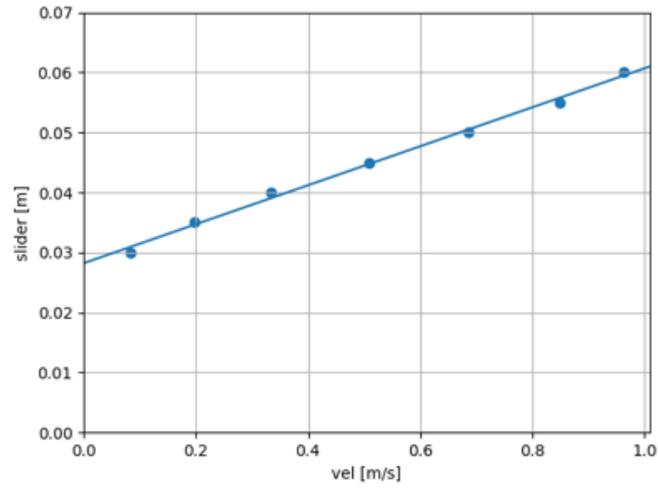


Fig. 4.5: Average velocity and linear fitting to slider value in left crawler.

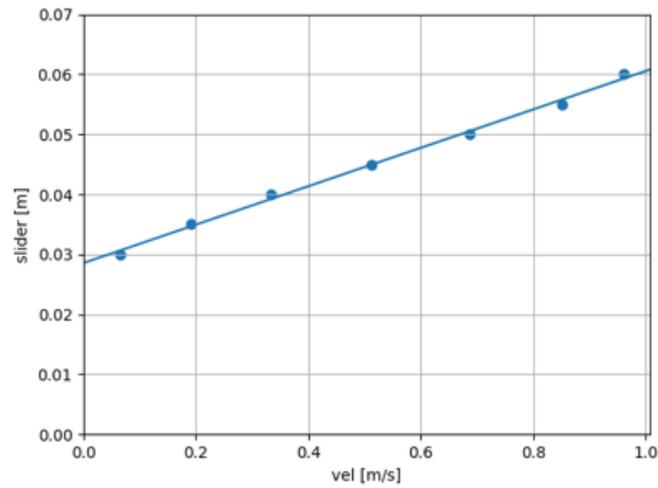


Fig. 4.6: Average velocity and linear fitting to slider value in right crawler.

4.5 経路追従制御

経路追従制御 (Path Following Control) とは、予め設定された経路や軌跡に沿って移動するための制御方法である。Pure Pursuit[82] は、経路追従制御の具体的なアルゴリズムの一つであり、主に自動車や移動ロボットでの実用例が多い。Pure Pursuit アルゴリズムでは、進行方向にある、経路の一定距離に目標点 (Look a head) を設定し、その点に向かって円を描いて進むように旋回速度を算出する。曲率が一定であるという仮定はあるものの、経路形状を考慮できており、設計パラメータが少なく設定しやすいという利点がある。Pure Pursuit アルゴリズムでは一定の距離分先を見ることで、D 制御の効果を実現しているため、推定される自己位置のノイズに対する耐性を持つことから非常に有用である。建設機械についても、すでに Pure Pursuit アルゴリズムを用いた制御の研究例があり、レトロフィット装置を用いた大型の六輪ダンプ [83] や電動バックホウ [84] など経路追従制御に利用されている。本研究においても、クローラダンプに対して Pure Pursuit アルゴリズムを採用した。

Fig. 4.7 に Pure Pursuit アルゴリズムの概念図を示す。Pure Pursuit アルゴリズムは、車両の現在位置 (x_r, y_r) から目標点 (x_p, y_p) までの先読み距離 L を与えられたとき、目標点に向かうための旋回速度 ω [rad/s] を、並進速度 v [m/s] と車両の方位 θ_r [rad] を用いて以下の (4.3) 式で表せる。

$$\omega = \frac{2v \sin \alpha}{L} \quad (4.3)$$

$$\alpha = \tan^{-1} \left(\frac{y_p - y_r}{x_p - x_r} \right) - \theta_r \quad (4.4)$$

このとき、先読み距離 L について、常に一定を維持すると、過度な旋回操作が発生し、安定しないことがある。そのため、(4.5) 式に従って、速度に応じた先読み距離 L' を求め、(4.3) 式に代入することで、より滑らかな制御が実現する。

$$L' = L + \gamma v \quad (4.5)$$

得られた制御パラメータ v, ω から、各建設機械ごとに制御入力を算出する。クローラダンプの場合、差動二輪に近似することで、左右のクローラに対しての制御入力を算出できる。クローラダンプのトレッド幅 Td から以下の (4.6) 式で表せる。

$$v_r = v + \frac{\omega Td}{2} \quad (4.6)$$

$$v_l = v - \frac{\omega Td}{2} \quad (4.7)$$

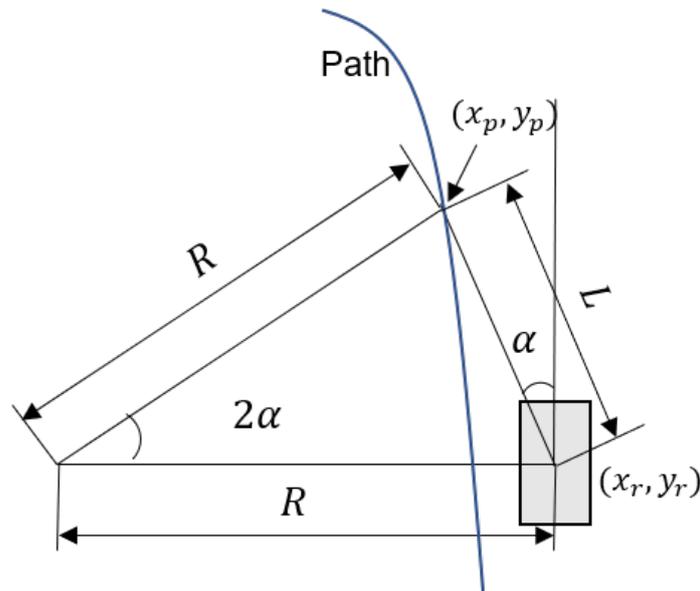


Fig. 4.7: Pure pursuit

一般的な Pure Pursuit アルゴリズムは、速度が一定であるという前提に基づいている。しかし、車体の周りに障害物が近づいている状態で、何らかの原因で追従制御が失敗した場合、万一衝突が発生すると、車体や周りに深刻な被害が発生する可能性がある。安全策として、障害物に近づくと、徐々に速度を減少させるような制御が必要である。そこで、車体の位置に一番近い障害物までの距離 d_{obs} を取得し、ある一定以上の距離 D_{obs} を下回ったとき、最大並進速度 v_{max} と最小並進速度 v_{min} から一定の比率で速度を減少させる。並進速度 v は以下の (4.8) 式で表せる。

$$v = \begin{cases} v_{max}, & \text{if } D_{obs} < d_{obs} \\ \frac{v_{max} - v_{min}}{D_{obs} - D_{stop}} (d_{obs} - D_{stop}) + v_{min}, & \text{else if } D_{stop} \leq d_{obs} \leq D_{obs} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.8)$$

ここで、すでに障害物に対して一定の距離 D_{stop} に近づいてしまった場合は、安全な走行が不可能であると判断し、即座に停止することとなる。

4.6 追従実験

4.6.1 Gazebo によるシミュレーション

むだ時間補償が有効に機能することを確かめるために、クローラダンプを対象とした追従実験を行う。むだ時間がある場合、クローラダンプは大きく振動することが予想されるため、理論検証では、物理シミュレーションである Gazebo を利用して構築した。Gazebo はレイキャスティング法による点群生成のシミュレーションも行えるため、位置推定は第 3 章で説明した手法を用いる。Fig. 4.8 にその時の Gazebo と、得られる点群を示す。このときに、3D LiDAR の位置と方向は、2 台を 30 m 離して向かい合わせに設定した。むだ時間の挙動を再現するために、制御入力値を一定時間開けてシミュレーションに反映することで、油圧駆動系のむだ時間を再現した。また、レバー不感帯については、ある範囲内の制御入力に 0 とみなすことで再現し、直動スライダの速度は一定で動かしたものと計算した。

同じ経路を手動で与えたときの、むだ時間補償なしとありで、それぞれ追従制御を行う。このとき、先読み距離 $L = 0.5$ 、最大並進速度 $v_{max} = 0.8$ 、最小並進速度 $v_{min} = 0.2$ として設定した。

そのときの経路と実際の車体の軌跡を Fig. 4.9 と Fig. 4.10 に示す。また、経路と車体の位置の誤差を、Fig. 4.11 と Fig. 4.12 に示す。

むだ時間補償なしで制御した場合、少しずつ振動しながら直進し、大きな曲り角に迫ったところから、むだ時間により過渡応答となり、脱線してしまうことを確認した。一方で、むだ時間補償ありで制御した場合、曲り角で多少のオーバーシュートは確認できるものの、補償なしの場合と比べて誤差を少なくできており、追従することができた。このときの経路と位置との平均誤差は、0.068 m、最終停止時は 0.02 m であり、十分な追従精度で制御できることを確認した。

曲り角でオーバーシュートする要因として、先読み距離が短かったことが考えられる。一方で、このパラメータであれば、最大誤差でも 0.18 m 程度であり、実際の追従時には差し支えない範囲であると考えられる。

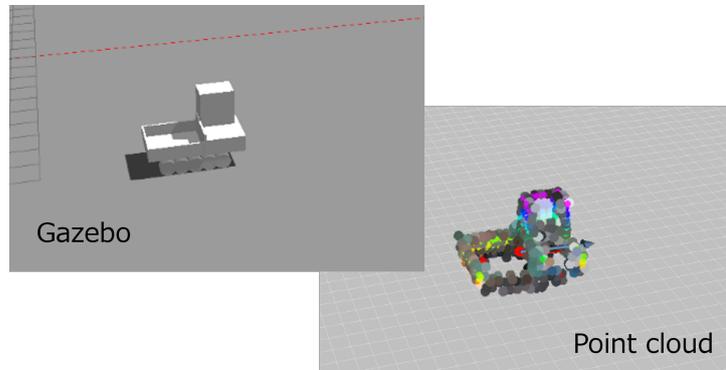


Fig. 4.8: Point cloud simulation by Gazebo.

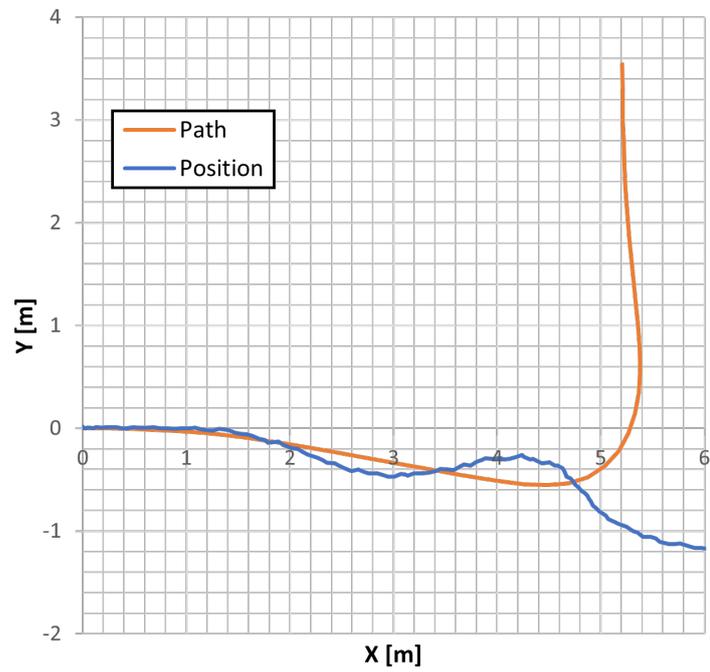


Fig. 4.9: Result of path following not using time-delay system.

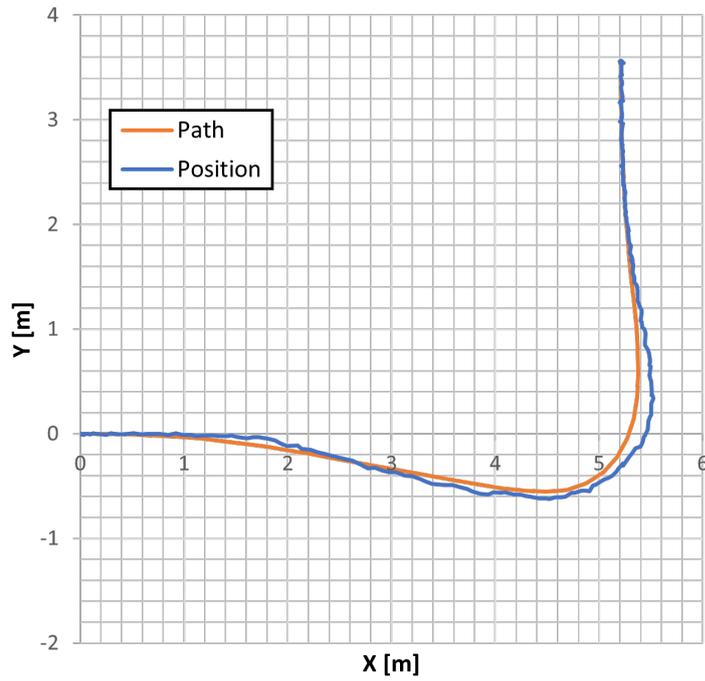


Fig. 4.10: Result of path following using time-delay system.

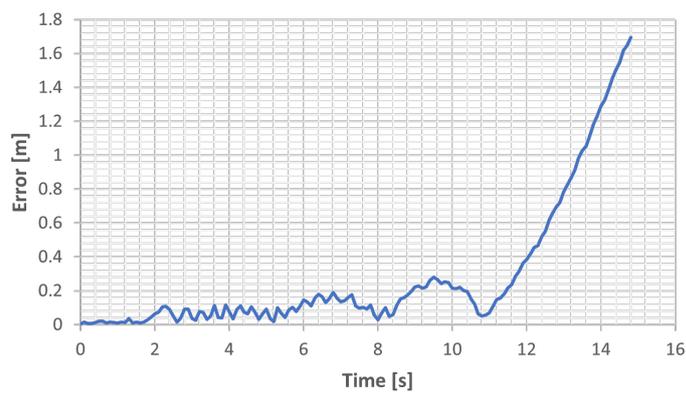


Fig. 4.11: Error in path and position not using time-delay system.

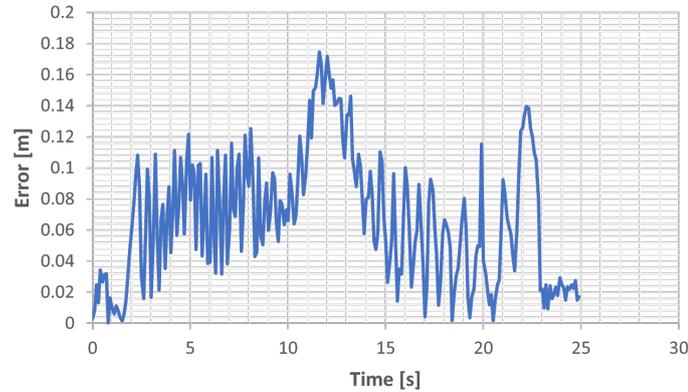


Fig. 4.12: Error in path and position using time-delay system.

4.6.2 レトロフィット装置を用いた実機実験

実機のクローラダンプに取り付けたレトロフィット装置を用いて、むだ時間補償が有効に機能することを確認するために、弘前大学の千年圃場を実験フィールドとして、クローラダンプを対象とした追従実験を行う。圃場の様子を Fig. 4.13 に示す。3D LiDAR の位置と方向は、2 台を 14 m 離して向かい合わせに配置し、キャリブレーションを行った。本実験では、第 3 章で提案した位置推定手法を用いて推定した位置推定結果を元に追従制御を行い、真値として RTK-GNSS を用いた。

経路追従時の経路と実際の車体の軌跡を Fig. 4.14 に、また、経路と車体の位置の誤差を、Fig. 4.15 にそれぞれ示す。検証時の経路を手動で与えた際に、経路の向きと車体の向きがずれており、そのため、0 から 10 秒区間においては経路から最大で ± 0.851 m 脱線していることが確認できる。しかし、それ以降の区間においては、むだ時間による振動的応答は抑制されている結果を示しており、経路に従って追従できている様子が見られる。この追従区間での経路追従精度は、 ± 0.139 m であり、技能講習試験での合格基準である ± 0.2 m を満たすことから、提案した制御手法によるレトロフィット装置を用いた経路追従制御の有効性を示した。



Fig. 4.13: Path following experimental field at Hirosaki University.

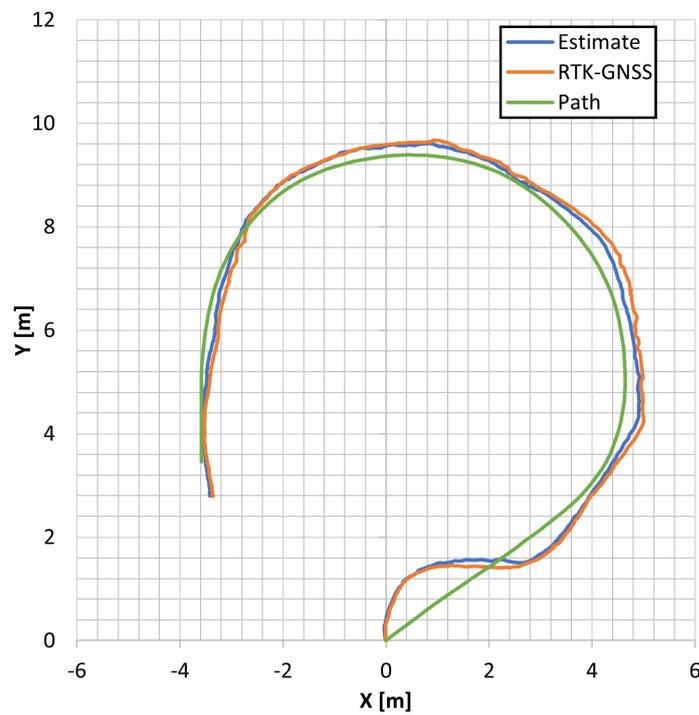


Fig. 4.14: Results of path following by an actual construction machinery using time-delay system.

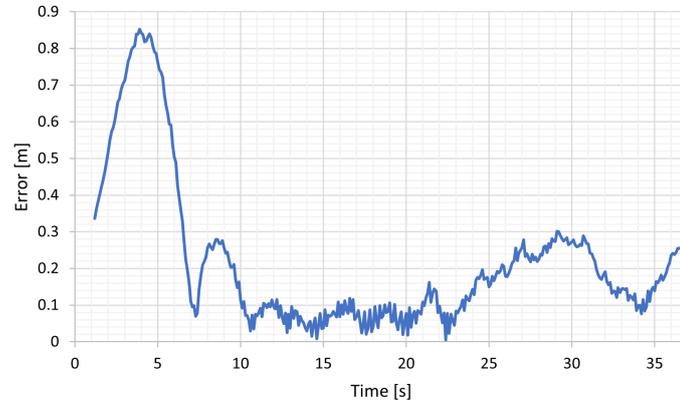


Fig. 4.15: Error in path and position by an actual construction machinery using time-delay system.

第5章

土砂運搬作業の自動施工システム

5.1 緒言

土木作業の施工全体を自動で行うためには、個々の要素技術の開発だけでなく、それらの技術をより良く統合するシステムの構築が不可欠である。本章では、特に土砂運搬作業の自動施工システムに焦点を当てる。

自動施工システムでは、以下のような能力を有したシステムが求められる。

1. 異なる作業能力を持つ複数の建設機械が協力してタスクを実行する能力

土砂運搬作業において、それぞれの作業能力の異なる建設機械を連携させて共通の目標に向かって行動する必要がある。それぞれの建機が掘削車、運搬車の役割を全うすることで、効率的にタスクを遂行できる。

2. 状況を自動的に判断し、施工作業を継続できる能力

周囲の状況や環境変化をリアルタイムで認識し、タスクを継続できるロバスト性が必要である。作業の遅れや、建機自体の不具合、動的な障害物の出現など、作業途中で発生した事象に対して自動的に判断し対応することで、作業を継続できる。

各建設機械は、リアルタイムに状況判断を行いながら、異なる作業をこなすことで、施工全体のタスクを達成する。複数台の建設機械がフィールド内を同時に走行するため、互いが障害となる恐れがあることから、どのような経路で走行するかを計画する必要がある。また、建機は屋外での作業が一般的であり、作業時の故障や雨や雪などの悪天候による作業効率の低下に対処する必要がある。

これらの能力を備えたシステム要件を満たすためには、以下の4つの要素が必要であると考えられる。

1. 行動要素によるタスク計画

土砂運搬作業では、複数台の建機に対し、どのように作業を進めるかの指示を与える必要がある。建機は車種ごとに作業能力や設計思想が異なる。特に異なる設計がなされたレトロフィット化建機や、一部の建機を遠隔操作するなどの要求事項を満たすようなタスク計画システムが必要である。

2. 複数台建機のための時空間表現による経路生成

複数台の建機を連携する場合、互いにぶつからないように安全に走行する必要がある。経路ごとの時空間表現を用いて、これらの機械の運動や位置情報を統合し、効果的な経路を生成する必要がある。

3. 作業状況に対応したチーム編成アルゴリズム

作業現場によって、建機が思うような作業効率が出せなかった場合や、スタックなどを含めた故障など、現状の最適な作業状況に合ったチームを再編成するアルゴリズムが必要である。

4. 共通プラットフォームと共通信号

これまでの要素技術を統合し、共通プラットフォームと共通信号化を実現する方法が必要である。これにより、システム全体がうまく機能し、一つの自動施工システムを実現できる。

本章では、これらの要素に対しての解決策を提案し、最終的に自動施工システムを構築する。

5.2 行動要素によるタスク計画

何らかの目標タスクを設定し、ロボットによって実環境での実現を達成するためのアプローチとして、Task Oriented Approach (TOA) という研究指針が提案されている [85]。TOA では、目標タスクを実現するために必要なロボットの動作を、人間の操作方法を参考にして分析・分解し、各部分動作を順次実行することで、目標タスクを実現させる設計方針である。別のアプローチとして、定形的な操作を基本的な操作単位であるプリミティブとして定義し、これらのプリミティブ動作を組み合わせて複雑な作業を記述する方法もある [86]。

これらのアプローチによる実験結果から、動作を一つの要素として分解し、目的とするタスクを、これらの一つの要素の組み合わせで実行すれば、複雑なタスクを計画可能であることを示している。

しかしながら、これらの研究例となっている対象は、単体のロボットが実行するタスクであり、作業能力やハードウェア構成、システム設計が異なる複数台のロボットが連携する必要のあるタスクを対象としていない。このときの問題点として、制御や動作などの要

素を共通化することが難しい点が挙げられる。例えば、ホイールローダとクローラダンプにおいて、前者はハンドル操作によりステアリング角を制御するが、後者は走行レバー操作により左右のクローラ速度を制御する。そのため、既存建機を自動化するレトロフィット装置についての構成も変わるため、同じシステムで動かすことが難しい。

そこで、個々の制御やハードウェアについては個別に定義し、その上位の要素に対して、最低限の共通ルールを設けることで、柔軟に対応できるタスク計画アプローチを提案する。

5.2.1 タスクを構成する要素

提案するアプローチでは、タスクを構成する要素として、以下の3つの要素を定義する。

1. Component

実際のハードウェアや設計仕様、制御などの実装に関する要素であり、機体ごとに独立した設計を有するため、共通化することが難しい要素である。

2. Action

Component 要素を最小の分解動作として捉え、複数の Component 要素を組み合わせ、行動要素として定義する要素である。どのように Component 要素を組み合わせ、行動として定義するかは、プロジェクトや設計者に裁量権を与える。また、行動や操作に対して、どの粒度までを一文脈として解釈するのかは、設計者の裁量に委ねられる。

3. Task

Action 要素を最小単位として、設定された目標を達成するための手順を表す要素である。

要素に対する関係を Fig. 5.1 に示す。このアプローチでは、実装レベルの Component 要素については各設計者に一任し、その上位の Action 要素に対しての入出力関係を共通化し、組み合わせることによってタスク計画を行う。特徴的な点として、Action 要素を、どのような基準で定めるかに対しても設計者の裁量で決定できることである。ホイールローダを例にすると、土砂のすくい取り動作に対して、“走行・掘削・積み下ろし”などの具体的な動作や操作にまで細かく分解することも可能であり、それらを包括的に“土砂すくい取り行動”として組み合わせた状態で定義することも可能である。

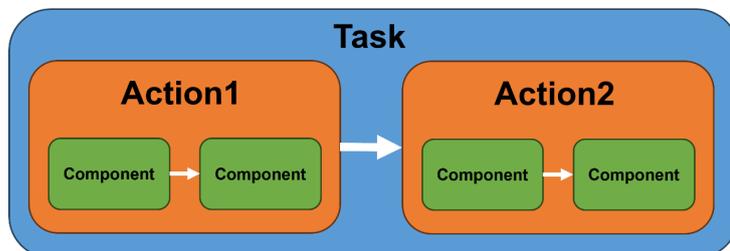


Fig. 5.1: Elements that compose a task. Multiple Action elements, including Component elements, can be combined to plan an overall task.

5.2.2 Action 要素の入出力共通ルール

Action の共通ルールは以下のとおりである。

- 開始条件（AND、OR）が揃ったときに実行開始
Action が実行されるために、特定の開始条件を全て満たす、または一部を満たす必要があり、それらはタスク計画時に指定される必要がある。これにより、どのタイミングで Action を実行するかを管理を可能とする。
- 終了条件を満たしたときに、終了状態を次の Action に伝達
Action 実行後に終了条件が満たされた場合、次に接続された Action に終了状態を伝達する。一方、終了条件が満たされない場合は、Action は継続となる。

Action 要素における開始と終了条件の共通化により、入出力の機能が生まれ、一つの Action ノードとして扱う事ができる。

5.2.3 Action ノード化

Action ノード化による利点として、以下の利点がある。

- 拡張性: システム設計や機能拡張が容易になる。例えば、目標タスクに対して追加事項が発生した場合、新しく Action ノードを追加することで、対応できる。
- 保守性: 現在実行されている Action ノードが他のノードとどう接続されているか分かるため、システム内でどの接続時に障害が発生しているかを特定しやすくなり、保守作業が簡素化される。

Fig. 5.2 は、Action の入出力共通ルールをノード化した一例である。Action ノードに

よって、その接続状況やパラメータ等を簡易に表現できる。左側には、開始条件を設定するための入力端子 (Input) が 5 つ設けている。同じ入力端子に接続されている場合は OR 条件として機能し、異なる入力端子に、別々の Action ノードの出力が接続されている場合は、AND 条件として処理される。このため、Action ノードが実行される条件を、接続方法によって設定できる。また、右側には、終了した後に接続する先を指定するための出力端子 (Output) がある。これらは終了後の状態によって、出力先を選ぶことができる。Fig. 5.2 例で言うと、終了時に OK 状態か NG 状態かによって、それぞれ接続先を選ぶことができる。Action ノード内のフィールドでは、実際の Action の内容が設定できる。これには、実行する Action 名、実行する建機の ID 名 (例えば、ホイールローダ)、および実行時に利用されるパラメータが含まれる。Action ノードは、タスク計画時に、他のノードを接続することで、タスクを行う手順を設定できる。ノードベースの表現を採用したことで、タスク計画やデバッグの効率が向上する。

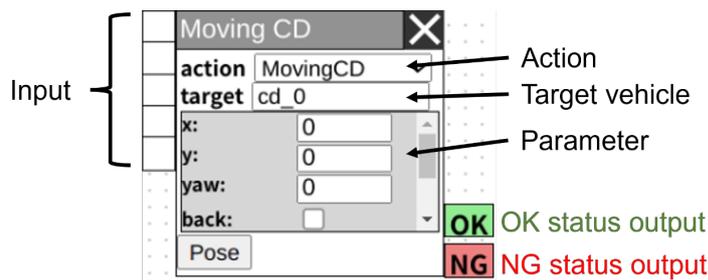


Fig. 5.2: Action node.

5.2.4 Task Planner

本システムを Web ベースで動作するツールとして、Task Planner を開発した。本ツールを利用して、実際に土砂運搬作業を想定したタスクを Action ノードを組み合わせで作成した。そのときの Task Planner の入力を Fig. 5.3 に示す。ホイールローダ、クローラダンプ、バックホウなどに対応した Action ノードを作成し、それらを適切に接続することで、複数台・複数車種に対して同一のタスク計画システムを用いて、土砂運搬作業用のタスクを設定している。

また、Task Planner は、Action ノードの入出力端子間を接続するだけでなく、タスクの読込・保存、タスクの実行、現在のタスクを実行するために必要な建設機械の緊急停止機能などを有する。

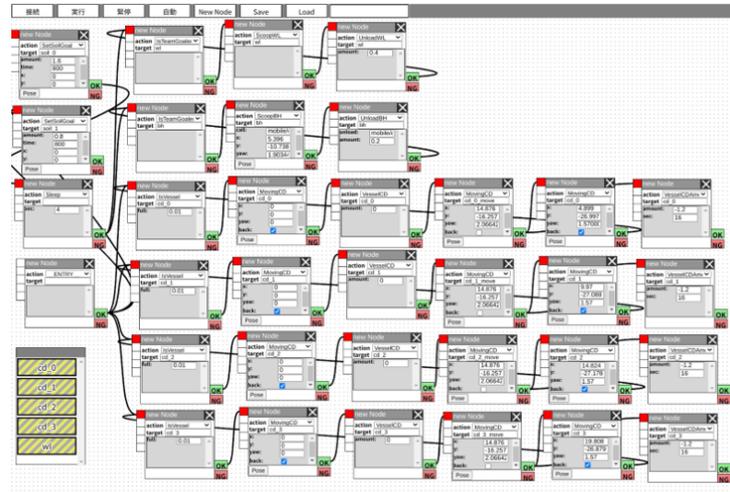


Fig. 5.3: Example of planning a task by using Task Planner.

5.3 複数台建機のための時空間表現による経路生成

土木作業の施工において、複数台の建機が同時に作業を行う必要がある。特にクローラダンプは、運搬作業を担うため、広い作業現場では、より多くの台数が必要になる。それぞれの建機は、互いに動的障害物となるため、フィールド内に多く存在するほど、互いに衝突する危険性が増加する。

動的障害物を回避するための経路生成方法として、人工ポテンシャル場アルゴリズムを元にリアルタイムに衝突回避を行う経路生成する研究 [87] や、深層学習を利用して、障害物の移動予測を行い、迂回経路を生成する研究 [88] などがある。しかし、人工ポテンシャル場アルゴリズムは、目標に向かって進むように設計されているが、障害物の多い状況では、局所最適解に収束する可能性がある。また、深層学習モデルを利用する方法では、大量のデータであり、未知の状況や予測できない動的障害物に対しての挙動が不安定になる可能性がある。

建設機械同士の衝突が起こると、事故処理となり土木作業を一時中断することとなり、作業が継続できなくなるため、安全性が最も重要視されている。

そこで、時空間表現を用いて経路生成を行うことで、いつどこで衝突が起こるのかを事前に予測することで、安全な経路を生成する。また、時空間表現を用いることで、衝突までの猶予時間を考慮して、適切な回避方法を選択するアルゴリズムを提案する。

5.3.1 時空間表現経路

時空間表現とは、ある時間にどの位置・姿勢にダンプがいるかという、時空間で経路を表現する方法である [89]。Fig. 5.4 に、z 軸を時間として、x-y 平面上の経路を連続して表示した、時空間表現による経路の例を示す。

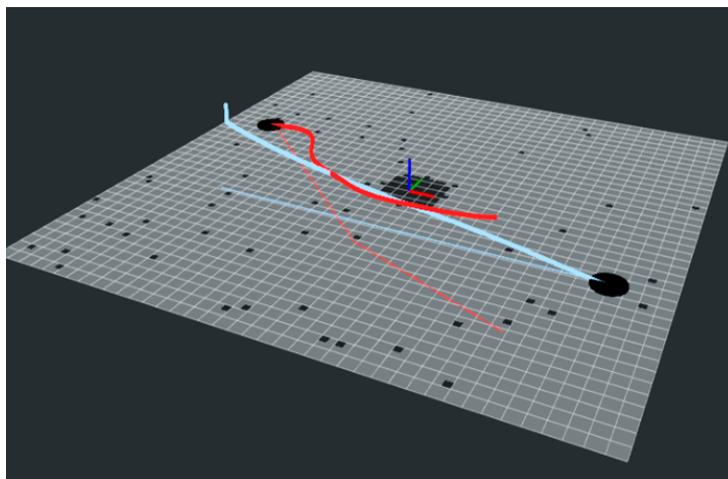


Fig. 5.4: Paths by time-space expression.

時空間表現経路を生成するための手順は以下の通りである。

1. 走行可能な地図の作成

障害物や他の建機との衝突を避けるため、静的な障害物から走行可能マップを作成する。

2. 状況に応じた経路点の追加

最終的な目標地点まで走行するための適切な経路点を追加する。ここでは、追従誤差を考慮して、目標姿勢から一定の距離後ろに下がった地点に経路点を追加する。

3. A*アルゴリズムによる最短経路の探索

A*アルゴリズム [90] によって、グリッドベース探索を行い、目的地までの最短経路を生成する。

4. 経路を平滑化し、時空間表現の経路

最大速度・旋回速度の制約を満たすため、ローレベルコントローラによる平滑化 [91] を行う。また、その際にキネマティクスモデルを用いて、ステップ時間ごとの時空間表現の経路を生成する。

静的な障害物を認識する方法として、移動体に LiDAR などのセンサを取り付けて、障害物を検知する方法が一般的な手法で知られる [92, 93].

次に、得られた障害物に対して、一定の範囲に障害物領域を設定し、障害物に接近しないようにした、走行可能マップを生成する。得られた走行可能マップを元に、現在の位置から目標位置に移動するための最短経路を A*アルゴリズムにより生成する。最短経路では、ユークリッド距離が最短となる直線経路が得られるが、このままでは追従することが難しいため、車両のキネマティクス情報と、実際の旋回速度や並進速度などの下限上限を考慮したローレベルコントローラを実装して、経路を平滑化する。このとき、ステップ時間ごとに、経路の位置を得ることで、時間と位置の時空間表現での経路を得る事ができる。

5.3.2 衝突回避の選別

得られた時空間表現経路を用いた回避方法として2つの方法がある

1つ目に、走行速度を調整する方法である。Fig. 5.5 に走行速度を、0.4 から 1.2 m/s まで変化させた場合の時空間表現経路を示す。青経路で書かれた経路に注目すると、Fig. 5.5a では、赤経路が途中で交差し、衝突している事がわかる。一方、走行速度を変えた Fig. 5.5b と Fig. 5.5c については、交差は発生せず、衝突していない事がわかる。またこの結果から、走行速度を上げることで、対象の経路は z 軸方向に下がり、逆に速度を落とすと、経路は上がることが分かる。

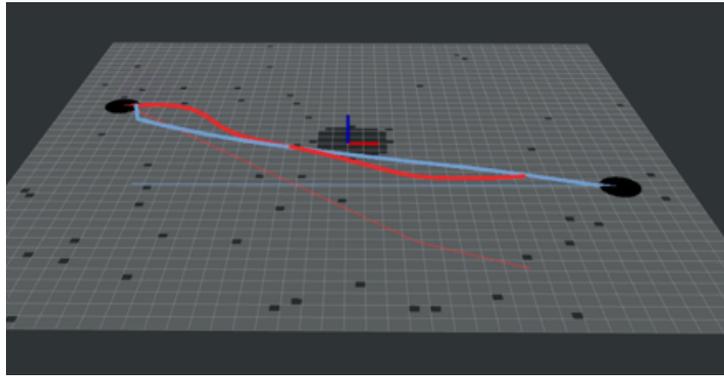
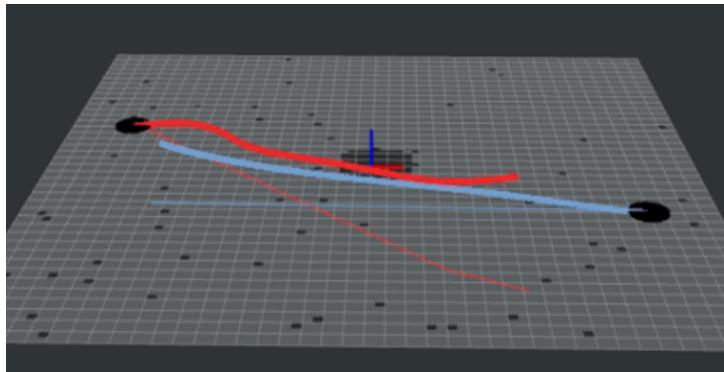
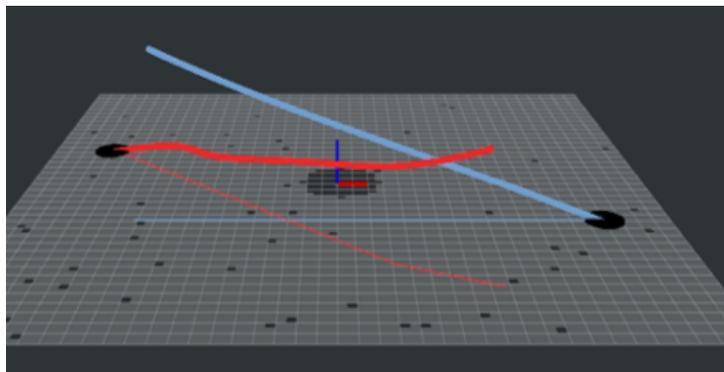
(a) $v = 0.8 \text{ m/s}$ (b) $v = 1.2 \text{ m/s}$ (c) $v = 0.4 \text{ m/s}$

Fig. 5.5: The variation of time-space paths at different travel speeds.

2つ目に、迂回路を再計算する方法である。迂回路生成時の経路を Fig. 5.6 に示す。ある時間に衝突する位置がわかっているため、その地点に仮想的な障害物があると仮定し、走行可能マップに反映することで、迂回して経路を生成できる。このとき、衝突が予想された建機に優先度を設けることで、どちらの建機の経路を迂回させるかを決定する必要がある。

これらの2つの回避方法を比較すると、迂回路を選択して衝突を回避する場合、通常は

速度を調整する方法よりも短い時間で目的地に移動できることを確認した。一方で、直ちに衝突が起これるような場合には、迂回するための時間が足りないため、衝突を避けることが難しい。そのため、迂回路による回避は、衝突までに予想される時間に余裕があるときに、迂回経路を計画する。予備実験から、10秒未満で衝突が予想される場合には、走行速度を調整する回避方法を選択する。

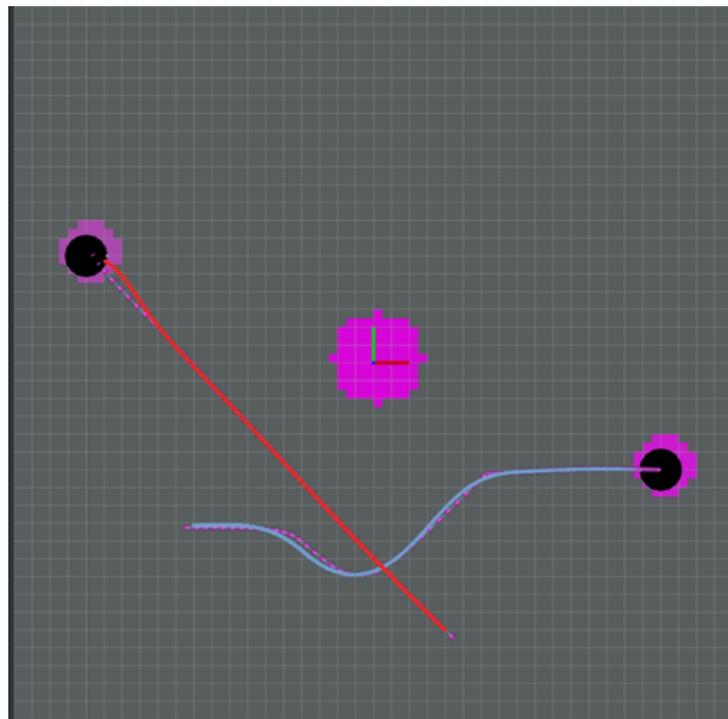


Fig. 5.6: Generate a bypass route for the collision point.

5.4 作業状況に対応したチーム編成アルゴリズム

土砂運搬作業における目標とは、(1) 運搬すべき土砂量を運搬する（作業量）、(2) 定めた時間以内に作業を終える（納期）の2つの項目を満たすことである。しかし、実環境では、建機の故障や作業の遅延が発生することがある。そのため、作業状況に応じて、チームを編成するためのアルゴリズムが必要である。

Fig. 5.7 は、CD.2 が故障してしまい、BH.1 が CD.1 に対して自身のチームに加われなさを交渉している概念図である。ここで、BH.0 は、CD.1 が抜けても自身が守るべき目標の達成が可能かどうかを判断し、CD.1 を送り出すかどうかを判断する必要がある。そのため、現在の状況を見積もるためのスコア計算が必要である。

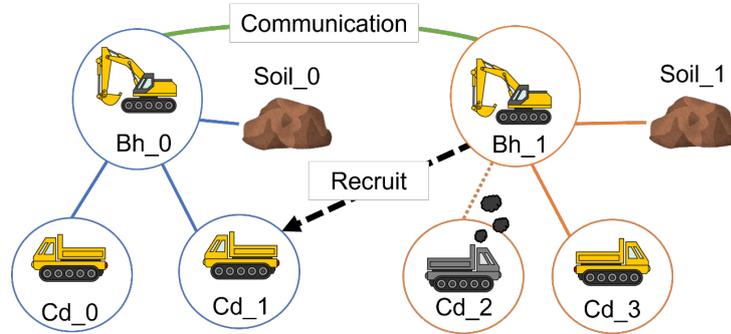


Fig. 5.7: Illustration of teaming algorithm.

5.4.1 チーム編成を判断するための基準

以降は具体的に、チームリーダーをホイールローダ、チームメンバーをクローラダンプとする。チーム編成を行うための判断基準のため、現在のチーム j のスコア値 S_j を以下の式により計算する。

$$S_j = \frac{\frac{V_G^j}{T_p^j}}{\frac{V_G^j}{T_G^j}} = \frac{T_G^j}{T_p^j} \quad (5.1)$$

ここで、 V_G^j は目標運搬土砂量 [m^3]、 T_G^j は目標納期 [s]、 T_p^j は作業終了までの予想時間 [s] である。

T_p を求めるために、土砂運搬作業を簡易モデル化した。簡易モデルの構成図を Fig. 5.8 に示す。掘削車、運搬車、土砂山、排土場の4つの位置と、それぞれの建機の平均速度と、バケット操作やダンプ操作の平均作業時間を元に、土砂の掘削から排土までの一巡にかかる時間を計算し、運搬目標土砂量を全て運ぶまでの時間を計算する。

T_p は、以下の (5.2) 式で計算できる。

$$T_p = \frac{V_G^j - V_{now}^j}{V_{cd}} \left\{ \left(\frac{L_{site}^{cd} + L_{wl}^{cd}}{v_{cd}} \right) + T_{dump}^{cd} + T_{scoop}^{wl} + T_{unload}^{wl} \right\} + \Delta t \quad (5.2)$$

ここで、 V_{now}^j はすでに運搬済みの土砂量 [m^3]、 V_{cd} はダンプ一回あたりの排土量 [m^3]、 L_{site}^{cd} はクローラダンプから排土場の距離 [m]、 L_{wl}^{cd} はクローラダンプからホイールローダの距離 [m]、 v_{cd} はクローラダンプの速度 [m/s]、 T_{dump}^{cd} は排土にかかる時間 [s]、 T_{scoop}^{wl} はすくい取り動作の時間 [s]、 T_{unload}^{wl} は積み込み動作の時間 [s]、 Δt はタスクが開始してからの経過時間 [s] をそれぞれ表す。

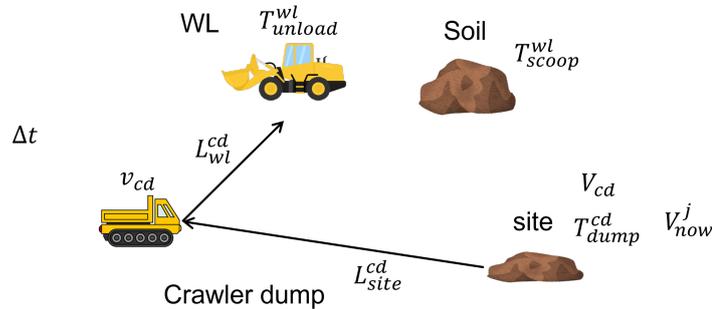


Fig. 5.8: Simple simulation to obtain the estimated time to complete the work.

チームスコアは、予想土砂運搬量が基準土砂運搬量を基準とした場合の達成率を表す。つまり、 $S \geq 1.0$ の場合、十分目標を達成できるチーム構成であると判断できる。一方で、 $S < 1.0$ であれば、目標を達成できないチーム構成であると判断され、チームの再編成が必要となる。

ここで、あるチームメンバー m がチームにいなかった場合のチームスコア $S'_{j,m}$ から、(5.3) 式に示すようにチームメンバー m ごとのチーム貢献度 C_m を求められる。

$$C_m = 1 - \frac{S'_{j,m}}{S_j} \quad (5.3)$$

チーム貢献度が小さい場合、その建機がチームから離脱したときの影響が比較的小さいことを意味する。そのため、チーム貢献度によって、どの建機を融通するか判断に利用する。

5.4.2 チーム編成アルゴリズム

チーム編成アルゴリズムの処理を Fig. 5.9 に示す。

このアルゴリズムは、前節でのチームスコア、チーム貢献度を利用して、土砂運搬作業における効率的な作業チームの編成を行うための手法である。作業チームは、ホイールローダやバックホウといった掘削車をチームリーダーとし、クローラダンプといった運搬車をチームメンバーとして構成される。

まず、チームリーダーは、チームスコアを計算する。次に、チームスコアが1未満の場合、どのチームにも所属していない運搬車をチームに加える。もし、すべてのクローラダンプが既にどこかのチームに所属している場合は、他のチームリーダーと交渉を行う。交渉の過程で、他のチームリーダーは、自身のチームメンバーであるクローラダンプのチーム貢献度を評価する。そして、所属するクローラダンプを離脱させても、チームスコアへ

の影響が最も少ないクローラダンプを選出する。この過程によって、最終的に選ばれたクローラダンプをチームに加えて、チーム編成が行われる。

このアルゴリズムを定期的に繰り返すことで、採掘作業に最適なチーム編成を維持し、変化する状況に適応することができる。

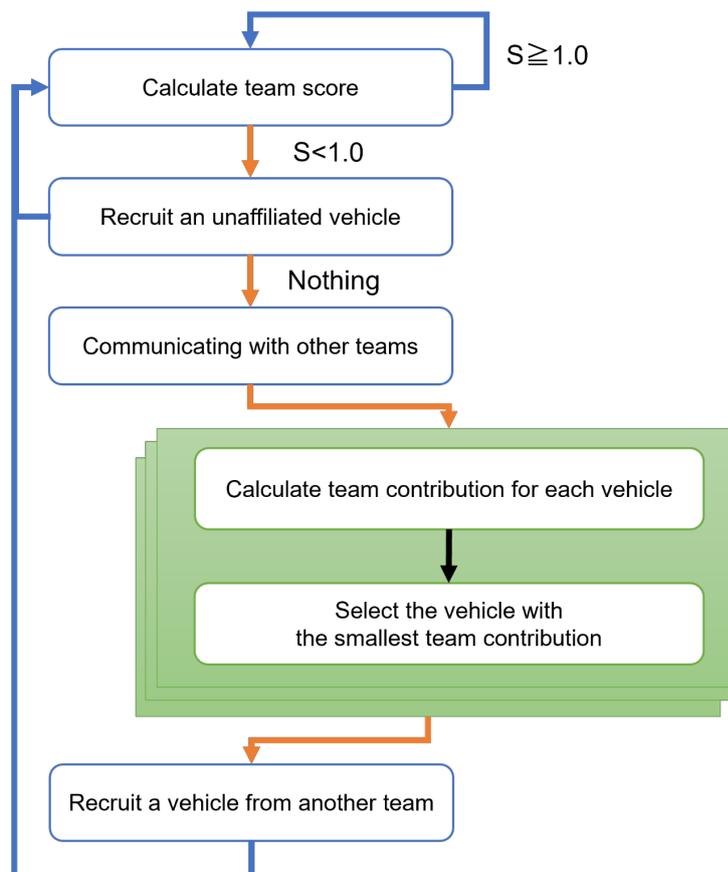


Fig. 5.9: Processing flow of the teaming algorithm.

5.5 共通プラットフォームと共通信号

異なる車種ごとにハードウェア構成や制御システムが存在するため、これらを効果的に共通化する必要がある。この課題に対して、土木研究所では、建設機械と制御用 PC 間での通信データや制御情報のやり取りを共通化する共通制御信号案の提案している [94]。このアプローチを採用することで、自動化に必要な情報の共有と再利用が容易になり、異なるメーカーが製造した建設機械に対しても適用できるようになる。土木研究所で策定された共通制御信号は、汎用化を目的として定められているため、車両動作指令と操作指令の

Table 5.1: Category list.

Category	Contents
cmd	Control command value.
status	Sensor value or state value.
task	Value required for task execution.

2つの指定分類がされている。車両動作指令は作業装置の動作を表し、操作指令は具体的なハードウェアを動かす指令値を示す。そのため、この制御信号に則って開発を行う場合は、この自動施工の枠組みに従った設計にしなければならない。

そこで本研究では、特定のデータを表す情報に対し、命名規則を設け、その規則に従えばどのように設定しても問題ないこととした。以下にその規則を示す。

- スネークケースで表す。例) `base_controller`, `path_planner` など。
- ”/建機種別_固有 ID/Category/Target/Type”の形式で記載する。
例) `/dump_1/cmd/left_wheel/vel`

Category には、表 5.1 に示す 3 つを定義し、これ以外は共通化する必要がない情報として任意に決めることとした。

の命名規則に則る必要のある情報は、Action 要素に関わる情報のみとし、Component 要素に関しては自由に設定できることとする。こうすることで、必要最低限の情報のみを共通化することができる。具体的な実装として、Robot Operating System (ROS) を利用する。ROS は、Arduino などのマイコンから制御用 PC までさまざまなハードウェアで使用でき、シリアル通信、Wi-Fi 通信、プロセス間通信など、異なる通信方式を使用して情報を扱うことができる。ROS では、情報をトピックとして名前付けすることができるため、統一的な命名規則を設けることで、制御信号を共通化できる。

第 6 章

実証実験

本章では、これまでに提案した要素を統合した自動施工システムを用いて土砂運搬を想定した実証実験を行う。

6.1 緒言

土砂運搬作業とは、掘削と運搬をそれぞれの建機が担い、ある土砂山から別の排土場まで土砂を移動する一連の作業のことである。Fig. 6.1 に土砂運搬作業の流れを示す。初めに、ホイールローダやバックホウによる掘削車を用いて、それぞれが対象とする土砂山をすくい取る作業を行う。次に、それぞれのチームに属するクローラダンプが、掘削車側まで走行し、すくい取った土砂の積み込みを行う。最後に、クローラダンプは、指定されている排土場まで走行し、排土作業を行う。この流れを、運搬目標土砂量を満たすまで繰り返し行うことで、土砂運搬作業を完了とする。土木工事や災害現場において、掘り返した土や砂、そして砂利などを離れた場所へ移動する必要がある、これらの土砂運搬の需要が発生する。

本研究での土砂運搬作業のタスクは、実際の現場での適用を想定しており、土砂の種類や配置によっては、人間の判断と介入が必要な状況が発生することも考慮する必要がある。その際、災害現場や危険な環境では、遠隔操作が可能な ICT 建機を用いることがあり、自動施工システムはその際に遠隔操縦者との連携ができる必要がある。本研究で提案した自動施工システムは、そうした連携に対しても有効に機能することが期待される。そこで、本研究で対象とする土砂運搬作業において、バックホウに関しては、既存 ICT 建機を用いた遠隔操作による作業として計画する。

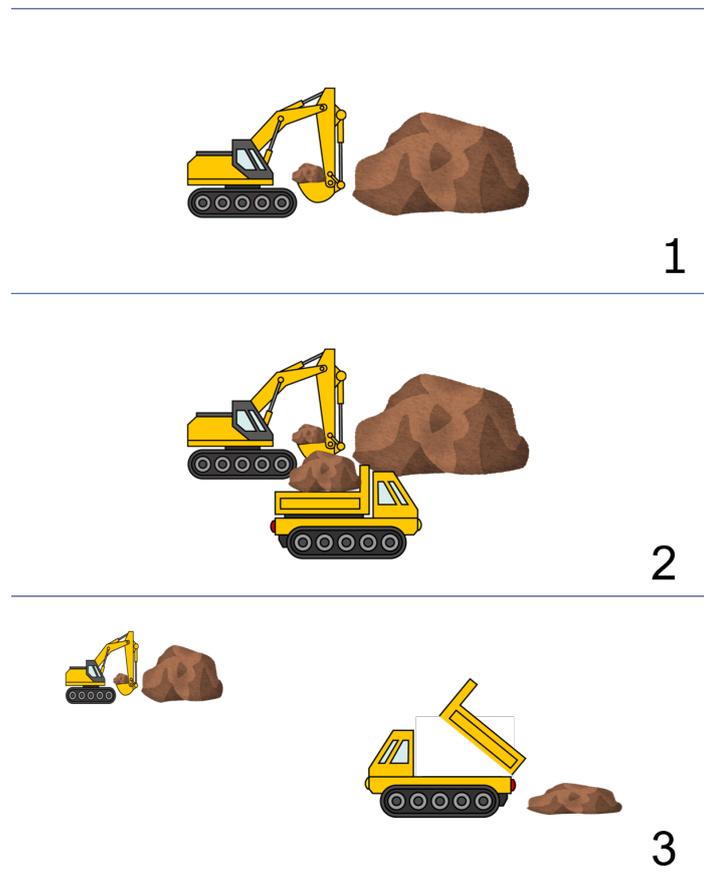


Fig. 6.1: Earthwork operation.

6.2 実験内容

自動施工システムの検証を行うため、ROSを用いて、個々の要素を組み合わせて、システムインテグレーションを行った。提案する自動施工システムでは、異なる複数の建機が連携して土砂運搬作業を実行し、場合によってチーム編成を行うことで、作業を継続することができることを目標として設計される。また、本システムは実機を通して検証され、実用化が可能である根拠を示すことを目指している。

そこで、実際の土砂運搬作業の内容を元に、Fig. 5.3のように、Task Plannerを活用したタスク計画を行った。遠隔バックホウとの連携は、Actionノードを新たに追加し、バックホウがクローラダンプに積み込んだことを検出した場合に、クローラダンプの次のActionが実行されるようにした。土砂運搬作業中は、複数台のクローラダンプが同時に動作するため、時空間表現を元に経路生成が有効に働くことを確認する。また、任意のタイミング

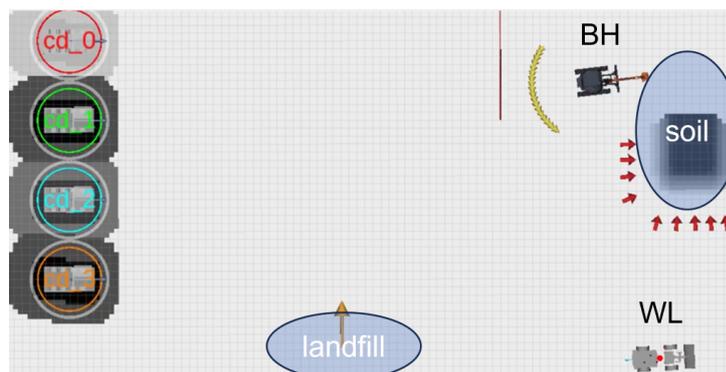
でクローラダンプを途中で故障状態にしたときに、チーム編成が自律的に行われ、作業が継続することを確認する。

6.3 シミュレーション実験

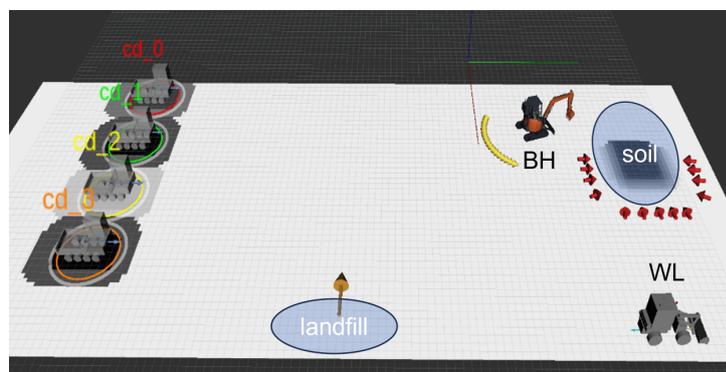
実機実験を行う前に、第4章でも用いた物理シミュレーションを用いて自動施工システムを評価する。

6.3.1 シミュレーション環境

ROSに対応した物理シミュレーションであるGazeboを利用して構築した。図6.2にシミュレーション環境を示す。本検証では、1台のPC内で行ったため、ネットワークによる遅延は含まれていないが、建機の油圧駆動系のむだ時間について考慮されているため、制御に関しては実機と同様の挙動を模擬できる。



(a) 2D view with Rviz



(b) Gazebo

Fig. 6.2: Simulation of experimental field.

Table 6.1: Work time without and with failures.

CASE	WL Team	BH Team
Without failures	245 s	144 s
With failures	263 s	164 s

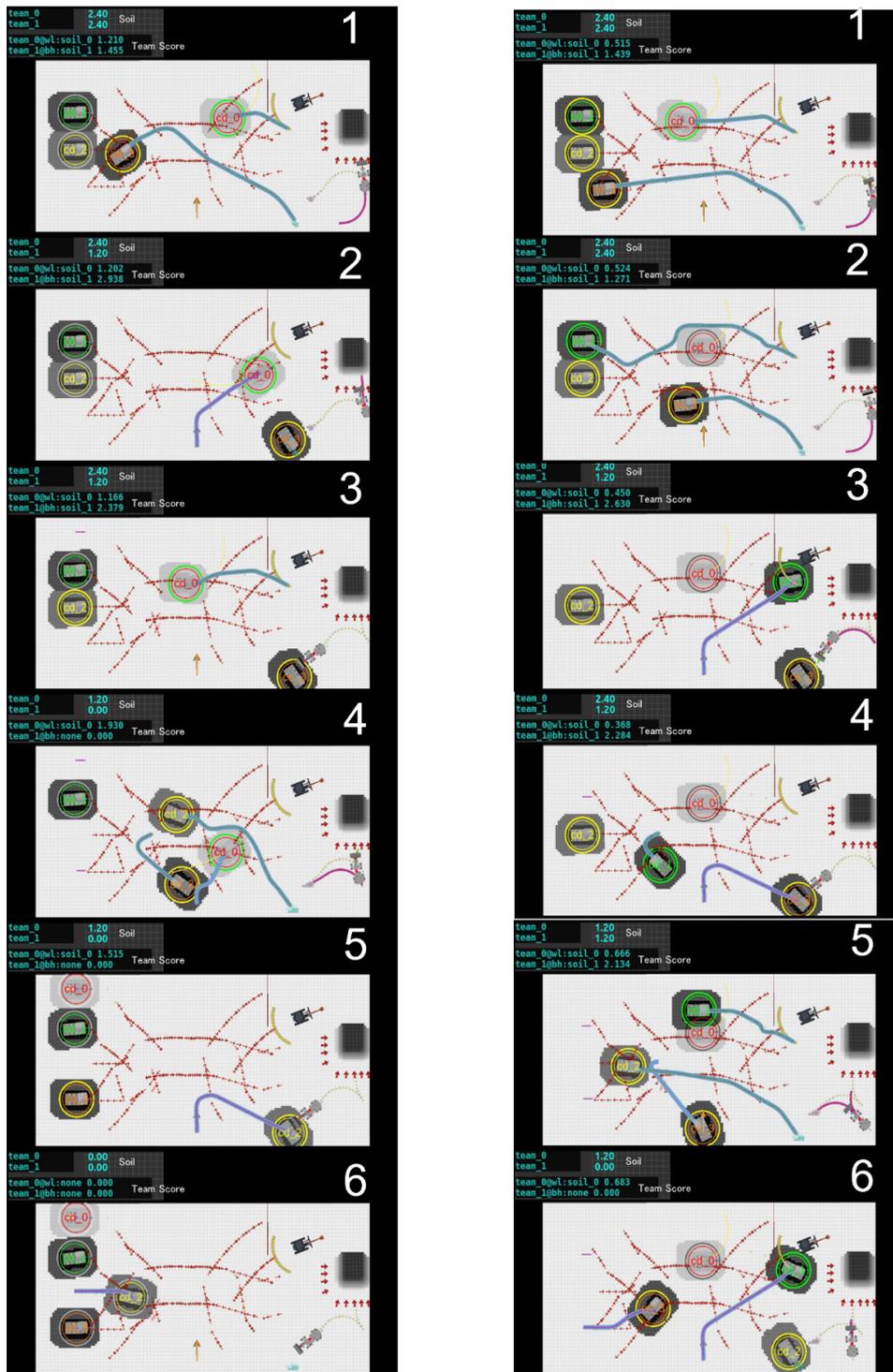
6.3.2 実験結果

クローラダンプが土砂運搬作業中に故障しなかった場合を想定したときの実験連番画像を Fig. 6.3a に示す。このとき、ホイールローダとバックホウにそれぞれ、目標運搬土砂量を $2.4 m^3$ 、目標納期を 300 秒として与えた。

はじめに、ホイールローダとバックホウのチームには、クローラダンプ 1 台ずつ割り当てられ、互いのクローラダンプが衝突しない経路が生成されて走行した。時間が経つにつれ、ホイールローダのチームスコアが 1 を下回ったタイミングで、クローラダンプを新しくチームに採用したことで、目標納期を達成した。一方バックホウは現在のチームでも納期を達成できると判断され、不要なクローラダンプを呼ぶことなく目標納期を達成した。この際も、クローラダンプは衝突することなく、安全な走行を確認できた。

次に、クローラダンプが土砂運搬作業中に故障した場合を想定したときの実験連番画像を Fig. 6.3b に示す。このとき、ホイールローダは、目標運搬土砂量を $2.4 m^3$ 、目標納期を 100 秒、バックホウは、目標運搬土砂量を $2.4 m^3$ 、目標納期を 300 秒として与えた。先程と異なり、ホイールローダの納期が 3 分の 1 になっているため、初回のホイールローダのチームは 3 台、バックホウのチームは 1 台のクローラダンプが割り当てられた。その後、バックホウのクローラダンプは、経路追従途中で故障し、元々ホイールローダに属していた CD_1 がバックホウのチームに再割当てされた。このチーム編成処理によって、ホイールローダは納期を超過したが、バックホウの作業が中断されることを防ぎ、どちらのチームも作業を継続することができた。このとき、故障したクローラダンプは静的障害物として扱われ、衝突を回避しながら経路生成がなされた。このことから、提案した自動施工システムは、状況に応じて、複数台での土砂運搬作業が安全かつ継続されて実行できることが示された。

なお、今回の実験でかかった時間を表 6.1 に示す。故障発生後にすぐにチームの編成が行われたため、故障なしの結果と比較して約 20 秒ほどしか遅延しか発生しなかった。



(a) Without failures.

(b) With failures.

Fig. 6.3: Sequential images of the simulation experiments.

6.4 実機を用いた実証実験

6台の建機を用いて、自動施工システムによる土砂運搬作業のタスクを行う。

6.4.1 実験フィールド

実験フィールドとして、九州大学伊都キャンパス内にて実施した。実験フィールドを Fig. 6.4 に示す。フィールドは、 $30 \times 58 \text{ m}$ であり、位置推定と障害物検出のために、全体の点群が得られるように4箇所に3D LiDARを配置した。土砂運搬作業が実施される作業環境と同様に、凹凸のある不整地な地面を有するフィールドであり、また対象とする土砂山を作成し、実際の現場に近い実験環境に近づけて整備した。



Fig. 6.4: In the demonstration field at Kyushu University Ito Campus.

6.4.2 実験結果

Fig. 6.5 に、実機を用いたときの土砂運搬作業の実験連続画像を示す。この実験では、ホイールローダは、目標運搬土砂量を 3.6 m^3 、目標納期を 240 秒、バックホウは、目標運搬土砂量を 2.4 m^3 、目標納期を 240 秒として与えた。

実験開始時点で、各チームはクローラダンプを2台ずつ割り当てられた。その後、バックホウのチームに所属する2台のクローラダンプをどちらも故障状態にした。この結果、バックホウのチームのスコアは1未満となり、ホイールローダのチームに所属していたクローラダンプが1台バックホウのチームに加わり、チーム編成が機能し、作業が継続され

た。故障したクローラダンプは中央に固まる状況になったが、衝突を避けながら移動できる経路を生成し、衝突なく作業をこなせることを確認した。両チームともに設定された土砂運搬作業を達成し、作業が中断されずに実行できた。

この結果は、提案された自動施工システムが、複数台・複数車種の実際の建設機械を用いた屋外実験フィールドでも有効に機能し、実際の土木現場での適用が可能であることを示唆する。

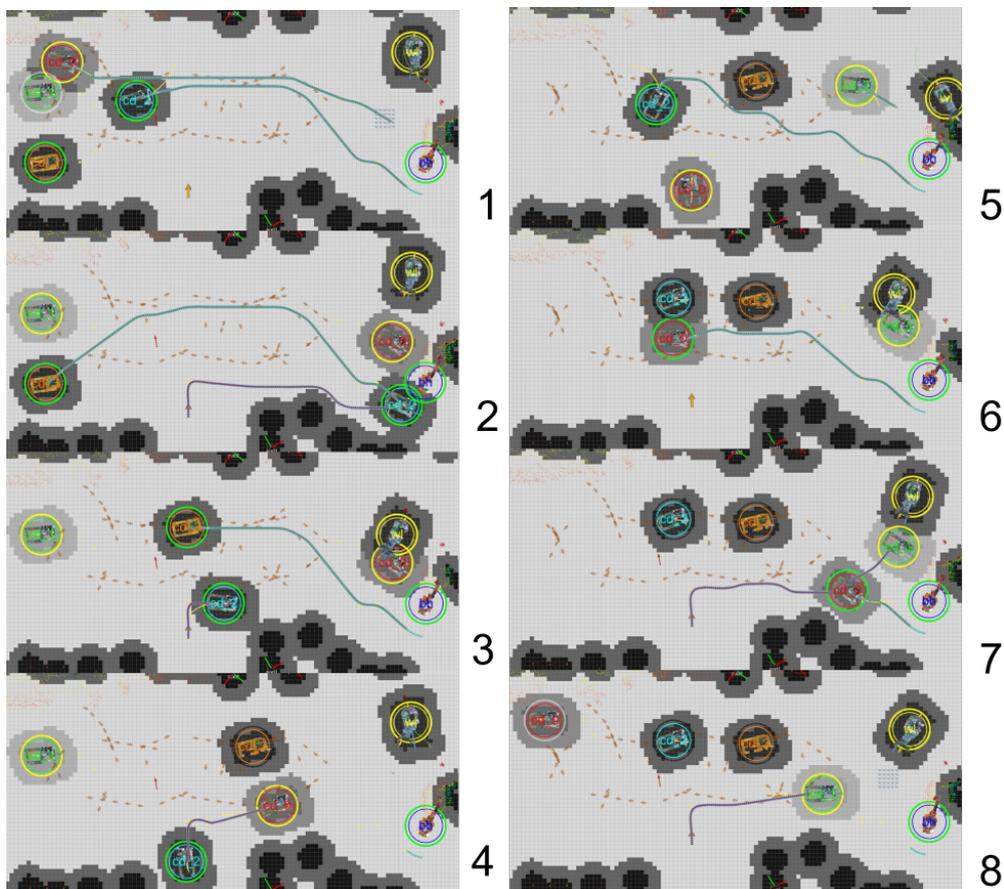


Fig. 6.5: Sequential images of the field demonstration.

6.5 考察

本研究では、土砂運搬作業の自動化を目標とした、自動施工システムのための4つの課題に対して解決策の提案を行い、システムインテグレーションを行った。実験を通して、いくつかの知見と考察について述べる。

6.5.1 行動要素の分解基準

本研究で用いた Action 要素の入出力共通ルールにより、複数車種に対応することができ、実験を通してその有効性を確かめた。その際、Action 要素をどの程度までに分解すればよいかの判断は、各建機の設計思想を重視し、共通化していない。

本アプローチを開発段階で用いる利点として、同時進行で建機の自動化開発が進むプロジェクトにおいて、設計者が理解している動作単位での開発を許容できるため、進捗の加速化を達成できる点である。しかしながら、タスク計画を行う段階では、その目標タスクの内容を十分に理解し、かつ、どのような作業が発生するかを分析する必要がある。この際、必要に応じて、Action 要素の新規追加が必要となる場合があった。

このケースから、効率的な開発を行うためには、先にタスク計画を行う時点で、どの程度の Action 要素に分解する必要があるかは、適宜共有する必要があると考えられる。一方で、Component 要素は Action 要素の追加に伴う変更はないため、開発に多くの時間はかからない点は利点である。

6.5.2 複数台走行による安全性

時空間表現による経路を用いることで、衝突時間とその位置が分かるため、衝突なく走行することが可能である。一方で、路面状況や追従制御の誤差などによって、その予測と現実に大きな乖離を生むことがあった。これは、シミュレーション上では確認できず、主に実際の実験フィールドでの実験時に確認された。

これを受けて建設機械による事故を未然に防ぐため、2つの安全設計が必要であると考えられる。

1. 時空間表現による予測経路と現実に走行した経路に大きな誤差が確認された場合は、経路生成を再実行する。
2. 追従制御層にて、近傍の障害物の距離によって、速度を落とし、一定の距離まで障害物に近づいた場合は、完全に停止するという速度制限を行う。

特に、追従制御側でも衝突を避ける処理を設けて冗長化を行うことで、安全性を向上させることができると考える。

また、故障時の場所によっては、経路が生成できないという可能性がある。例えば、ある建機の目標位置に、別の建機が故障してしまうと、経路が生成できず、立ち往生してしまうという課題がある。そのため、建機が故障した場合の救出方法や、目標位置を変更するなど処理も必要となる。

6.5.3 チーム編成アルゴリズムの課題点

本研究では、与えられたチームの目標を満たすためのチームメンバーが自動的に選出されることで、必要な台数だけを運用できるアルゴリズムである。建機の故障以外にも、路面状況や制御誤差、整備不良など、予想よりも作業の進みが遅い場合は、チームメンバーを増やすことにより、作業効率を上げる。これらの有効性は実験によって明らかになった。

一方で、このアルゴリズムでは、掘削車の作業効率が低下している場合を考慮できていない。特に、掘削車が故障した場合は土砂運搬作業が完了できず、停止することになる。そのため、別の掘削車に交代するなどの処理が必要になると考える。

6.5.4 共通プラットフォームによるシステム統合

本研究では、各要素を ROS によって統合し、必要な Action 要素の実行に必要な情報の共通化を行った。この利点としては、シミュレーションと実機実験で、同様のプログラムを用いて検証を行えることである。ROS では物理シミュレーションとして Gazebo や Unity などのソフトウェアと接続できるライブラリが開発されており、特に建設機械は広い実験場や台数が準備できず、実験が難しい場合などにシミュレーションは有効である。

システム統合を行う目的は、要素技術を組み合わせ、より大きな目標タスクを達成することにある。しかし、建設機械を用いた自動化実験では、問題が発生した場合に暴走などの危険性を伴うため、検証とデバッグがとても重要である。その際に、ROS を利用していると、念入りなシミュレーションによる問題の早期発見と、修正が可能であり、有用であった。

6.5.5 シミュレーション実験と実機実験の違い

実機とシミュレーションでは、挙動が異なることが多い。本研究において、実機実験中に、雨などによる路面変化に伴う追従精度の悪化や、ネットワーク遅延問題などが発生した。特に、ネットワークの遅延は、自動施工システムに影響を及ぼし、まれに制御 PC からの反応が途絶えてしまい、停止してしまうことがあった。そのため、シミュレーションで検証する際は、擬似的にネットワーク遅延を考慮させることで、実際の挙動に近づけると考えられる。

第7章

結言

本研究では、建設業界の諸問題を解決するために、土砂運搬作業を対象とした自動施工システムの構築を目的に、その構築の課題点となった、多様な環境下での位置推定方法や環境認識、レトロフィット装置による既存の小型建機の ICT 化とその制御技術、複数台の小型建機の連携を行うための要素技術について述べた。それらの要素を適切に統合することにより、自動施工システムの構築を行い、実際のフィールドにて実機実験による評価を行った。

以下に、本研究で得られた成果を述べる。

- 多様な環境での位置推定と環境認識

第3章では、従来手法である RTK-GNSS や SLAM では対応できない環境でも推定することが可能な手法を述べた。本手法では、作業領域に環境設置した 3D LiDAR から得られる点群を、推定対象とする建設機械の 3D モデルとマッチングさせることで、位置と姿勢を推定できる。建機ごとに 3D モデルを変えることで、異なる建機でも推定可能であり、可動部を持つような建機にも関節角を 3D モデルに更新させることで対応できる。また、オクルージョンなどによるマッチング精度低下を防ぐために、3D モデルの表面点群を修正する RM アルゴリズムを提案し、検証結果から、精度向上と計算処理時間の軽減を実現できることを示した。3D LiDAR の配置後の相対座標を求めるために、現場にある建設機械をランドマーカーとするキャリブレーション手法を提案し、検証によって、十分な精度で校正することができることを確認した。実機を用いた実験によって、自動走行が可能な水準でリアルタイムの位置推定ができることを示し、その有効性を確かめた。

- 小型建機に対応したレトロフィット装置の開発と制御

第4章では、既存の小型建機を ICT 化するための安価な後付可能なレトロフィット装置について述べた。本研究では、IHI 社のクローラダンプ IC35 を対象とした

レトロフィット装置を開発した。また、本レトロフィット装置を用いて、速度変換式を導出することで、スミス法を用いたむだ時間を考慮した制御を行い、追従制御時の振動を抑えることに成功した。また、このとき追従制御を行ったところ、精度良く追従できることを実験にて確認した。

- 複数台建機による自動施工システム

第5章では、複数台、複数の車種に対応するための自動施工システムを構築した。タスク計画のため、Action要素を組み合わせるアプローチを提案し、入出力共通ルールを定義することでノード化を行った。このアプローチにより、異なる車種や仕様に対しても、Task Planner ツールを用いて計画することができることを確認した。また、複数の建機が移動した際の衝突を避けるために、時空間表現を用いて経路生成を行った。時空間表現経路の特徴として、衝突位置と時間を事前に予測できることから、停止または迂回の回避行動の中から、安全な方法を選択することが可能である。さらに、建設機械の故障や作業状況に合わせて、タスクを適切に継続させるためのチーム編成アルゴリズムを提案し、第6章の実機実験によって、クローラダンプが故障した場合でも、適切なチーム編成で土砂運搬タスクを継続できることを示し、自動施工システムの有効性を確認した。

シミュレーション実験では分からないネットワークの不具合や路面状況、天候などの自然環境下での実機を用いた実験によって、より実用化を目指した研究結果によって、建設業界における効率の向上、安全性の向上、人的リスクの削減、災害時の迅速な対応など、さまざまな利点が得られると考える。本研究で開発した自動施工システムを用いた実験では、土砂運搬作業を対象としてタスクを設定したが、振動ローラーやブルドーザーなどによる敷き均し作業などの異なる作業を対象にした場合でも有効に機能することを期待している。

今後の展望として、実際の工事現場や災害現場などのより複雑な環境での実用化や、多様な建設機械に対応するレトロフィット装置の開発、土砂運搬作業以外のタスク計画への適用例を増やし、複数台建機による自動施工システムの改良を行い、社会実現を目指す。

謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの方々からご指導とご支援を賜りました。この場を借りて、お礼申し上げます。

最初に、研究活動が続けるにあたっての御指導、御鞭撻を賜りました弘前大学理工学研究科 佐川貢一教授に深謝致します。

次に、副指導教員である弘前大学理工学研究科 中村雅之教授には、本論文の作成にあたり、適切なお助言を賜りました。ここに深謝の意を表します。

また、研究指導委員である弘前大学理工学研究科 烏飼宏之教授、岡和彦教授、藤崎和弘准教授には、本研究に対する貴重なご意見とご助言を賜り、大変お世話になりました。ここに感謝の意を表します。

そして、成蹊大学理工学部 竹囲年延准教授には、本研究を進めるにあたり、終始熱心なご指導を頂きました。心から感謝いたします。

研究の実施にあたり、データ収集や実験の手助けをしてくれた研究室の皆様へ感謝の意を捧げます。彼らの協力と協力により、研究の進行が円滑に行えました。

精神的に支えてくれた、家族と友人にも、無限のサポートと励ましを受けました。心より御礼申し上げます。

最後に、この研究を支えてくれたすべての人々に感謝の意を表します。

本研究は、JST【ムーンショット型研究開発事業】 Grant 番号【JPMJMS2032】及び JSPS 科研費 JP16K18046, JP19K04287 の一部支援を受けたものです。

参考文献

- [1] Masahiro Inagawa, Tomohito Kawabe, and Toshinobu Takei. Demonstration of localization for construction vehicles using 3d lidars installed in the field. *Journal of Field Robotics*, 05 2023.
- [2] Masahiro Inagawa, Keiichi Yoshizawa, Tomohito Kawabe, and Toshinobu Takei. Automatic calibration of environmentally installed 3d-lidar group used for localization of construction vehicles. *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol. 36, No. 2, pp. 320–333, 2024.
- [3] Masahiro Inagawa, Tomohito Kawabe, Toshinobu Takei, and Keiji Nagatani. Demonstration of position estimation for multiple construction vehicles of different models by using 3d lidars installed in the field. *ROBOMECH Journal*, Vol. 10, , 07 2023.
- [4] K. Kasai, T. Imaishi, and M. Kitauchi. Current status and prospects of dx utilization in construction work. *Concrete Journal*, Vol. 60, No. 5, pp. 384–388, 2022.
- [5] Tatsuya HORITA. Trends and challenges of digital transformation in primary and secondary education in japan. *Japan Journal of Educational Technology*, Vol. 45, No. 3, pp. 261–271, 2021.
- [6] Tomofumi SATO, Tomoki HIRANO, Ryota YAMAMOTO, Junichiro ISHIBASHI, and Yuhei YAMAUCHI. Factors that promote the use of ict in the giga school initiative. *Japan Journal of Educational Technology*, Vol. 46, No. Suppl., pp. 189–192, 2023.
- [7] Juan Li and Yinghua Lyu. Research on ict utilization business model in nursing care. *Abstracts of Annual Conference of Japan Society for Management Information*, Vol. 201910, pp. 287–290, 2019.
- [8] Yasushi NITTA. Promotion of introducing japanese advanced technologies for social infrastructures management by the japanese government : Ict and next generation robots. *Journal of The Society of Instrument and Control Engineers*, Vol. 55, No. 6, pp. 470–476, 2016.
- [9] Guang Yang, Shuoyu Wang, Hajime Okamura, Shingo Ino, Kazuo Okuhata, and Yoshi-

- nobu Mizobuchi. Approaches regarding automatic control of material handling robots. *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol. 39, No. 8, pp. 755–758, 2021.
- [10] Soki TAKAHASHI, Ryotaro MIWA, and Chiharu ISHII. Improvement of a power assist suit available at construction sites. *The Proceedings of JSME annual Conference on Robotics and Mechatronics (Robomec)*, Vol. 2022, pp. 2A1–D04, 2022.
- [11] T. Hayashi, R. Takagi, H. Kojima, and S. Nagata. Ai-based concrete compaction completion judgment technology. *Concrete Journal*, Vol. 60, No. 3, pp. 249–254, 2022.
- [12] M. Kurodai. The method of know-how transmission of skilled engineers to younger engineers using artificial intelligence. *Concrete Journal*, Vol. 59, No. 1, pp. 51–52, 2021.
- [13] Aki MOTOMURA, Tomohide YUASA, and Satoshi YAMANAKA. Building the versatile digital twin platform in the phase of construction -development of cps construction management system-. *Artificial Intelligence and Data Science*, Vol. 4, No. 2, pp. 89–96, 2023.
- [14] Genzaburo MATSUURA, Ryuichi IMAI, and Hisatoshi TANIGUCHI. As-built management method using the execution history of construction equipment for excavation / pavement construction works on roads. *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. F3 (Civil Engineering Informatics)*, Vol. 75, No. 2, pp. II17–II24, 2019.
- [15] 5G を活用して 3 種類の建設機械を遠隔操縦する実証実験を開始. <https://japan.hitachi-kenki.co.jp/company/news/press/21-02-22j/>. (Accessed on 12/20/2023).
- [16] 5G を活用して 3 種類の建設機械を遠隔操縦する実証実験を開始. https://jpn.nec.com/press/202012/20201210_03.html. (Accessed on 12/20/2023).
- [17] 建設機械の自動化システム「A4CSEL®」に自動ダンプトラックを導入. <https://www.kajima.co.jp/news/press/201701/11c1-j.htm>. (Accessed on 12/20/2023).
- [18] 油圧ショベルの無人自動操縦で、オペレーター不足の解決に挑む. <https://www.deepx.co.jp/ja/business/excavator2019/>. (Accessed on 12/20/2023).
- [19] Tomohito KAWABE, Masahiro INAGAWA, and Toshinobu TAKEI. Implementation of the remote control system for retrofitted wheel loaders. *The Proceedings of JSME annual Conference on Robotics and Mechatronics (Robomec)*, Vol. 2022, pp. 1P1–C05, 2022.
- [20] Hiroto Murayama, Tomohito Kawabe, Masahiro Inagawa, Keiichi Yoshizawa, Munehiro Ishibashi, Toshinobu Takei, and Keiji Nagatani. Demonstration of snow removal work by wheel loader in an environment surrounded by obstacles. *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol. 35, No. 5, pp. 1251–1266, 2023.

-
- [21] Ladislav Jurišica, František Duchoň, Dušan Kaštan, and Andrej Babinec. High precision gnss guidance for field mobile robots. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, Vol. 9, No. 5, p. 169, 2012.
- [22] Aoki Takanose, Kaito Kondo, Yuta Hoda, Junichi Meguro, and Kazuya Takeda. Localization system for vehicle navigation based on gnss/imu using time-series optimization with road gradient constrain. *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol. 35, No. 2, pp. 387–397, 2023.
- [23] Taro Suzuki, Mitsunori Kitamura, Yoshiharu Amano, and Nobuaki Kubo. Autonomous navigation of a mobile robot based on gnss/dr integration in outdoor environments. *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol. 26, No. 2, pp. 214–224, 2014.
- [24] 塚越貴哉, 明比建, 北村光教, 鈴木太郎, 天野嘉春. オープンソース gnss ライブラリを用いた遊歩道環境での自律移動ロボットナビゲーションのための位置推定. 計測自動制御学会論文集, Vol. 52, No. 5, pp. 276–283, 2016.
- [25] Chengjun Tian, Haobo Liu, Zhe Liu, Hongyang Li, and Yuyu Wang. Research on multi-sensor fusion slam algorithm based on improved gmapping. *IEEE Access*, Vol. 11, pp. 13690–13703, 2023.
- [26] B.L.E.A. Balasuriya, B.A.H. Chaturanga, B.H.M.D. Jayasundara, N.R.A.C. Napagoda, S.P. Kumarawadu, D.P. Chandima, and A.G.B.P. Jayasekara. Outdoor robot navigation using gmapping based slam algorithm. In *2016 Moratuwa Engineering Research Conference (MERCon)*, pp. 403–408, 2016.
- [27] Wei Wang, Yaohua Wu, Zhenyu Jiang, and Jiahui Qi. A clutter-resistant slam algorithm for autonomous guided vehicles in dynamic industrial environment. *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 109770–109782, 2020.
- [28] Yun Chang, Kamak Ebadi, Christopher E. Denniston, Muhammad Fadhil Ginting, Antoni Rosinol, Andrzej Reinke, Matteo Palieri, Jingnan Shi, Arghya Chatterjee, Benjamin Morrell, Ali akbar Agha-mohammadi, and Luca Carlone. Lamp 2.0: A robust multi-robot slam system for operation in challenging large-scale underground environments, 2022.
- [29] 宮原宏史, 坂口武, 松生隆司, 小笠原光雅, 河野興, 中川浩二. 自動追尾トータルステーションの活用によるハイブリッド方式削孔誘導装置. 土木学会論文集 F, Vol. 65, No. 1, pp. 32–37, 2009.
- [30] Fumihiko Inoue, Satoru Doi, and Eri Omoto. Development of high accuracy position making system applying mark robot in construction site. In *SICE Annual Conference 2011*, pp. 2413–2414, 2011.
- [31] Maxime Vaidis, Philippe Giguère, François Pomerleau, and Vladimír Kubelka. Accurate

- outdoor ground truth based on total stations. In *2021 18th Conference on Robots and Vision (CRV)*, pp. 1–8, 2021.
- [32] Akira Ishii, Yasuno Takato, Masazumi Amakata, Hiroaki Sugawara, Junichiro Fujii, and Kohei Ozasa. Autonomous uav flight using the total station navigation system in non-gnss environments. 10 2020.
- [33] Leixian Shen, Qingyun Zhang, Jiayi Pang, He Xu, and Peng Li. Prdl: Relative localization method of rfid tags via phase and rssi based on deep learning. *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 20249–20261, 2019.
- [34] Jian Zhang, Xiangyu Wang, Zhitao Yu, Yibo Lyu, Shiwen Mao, Senthilkumar CG Periaswamy, Justin Patton, and Xuyu Wang. Robust rfid based 6-dof localization for unmanned aerial vehicles. *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 77348–77361, 2019.
- [35] Andrea Motroni, Alice Buffi, and Paolo Nepa. A survey on indoor vehicle localization through rfid technology. *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 17921–17942, 2021.
- [36] Christoph Kammel, Tobias Kögel, Matthias Gareis, and Martin Vossiek. A cost-efficient hybrid uhf rfid and odometry-based mobile robot self-localization technique with centimeter precision. *IEEE Journal of Radio Frequency Identification*, Vol. 6, pp. 467–480, 2022.
- [37] Noriyuki Ikai. The horizontal error of rtk-gnss positioning under a forest canopy and the evaluation of the effects of gnss receiver settings on the error. *Journal of the Japanese Forest Society*, Vol. 103, No. 6, pp. 395–400, 2021.
- [38] Zayed Alsayed, Guillaume Bresson, Anne Verroust-Blondet, and Fawzi Nashashibi. Failure detection for laser-based slam in urban and peri-urban environments. In *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp. 1–7, 2017.
- [39] Xiaohu Lin, Fuhong Wang, Lei Guo, and Wanwei Zhang. An automatic key-frame selection method for monocular visual odometry of ground vehicle. *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 70742–70754, 2019.
- [40] Daniela Esparza and Gerardo Flores. The stdyn-slam: A stereo vision and semantic segmentation approach for vslam in dynamic outdoor environments. *IEEE Access*, Vol. 10, pp. 18201–18209, 2022.
- [41] Xuefeng Gu, Yafei Wang, and Taiyuan Ma. Dbld-slam: A deep-learning visual slam system based on deep binary local descriptor. In *2021 International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS)*, pp. 325–330, 2021.
- [42] Masataka UMEDA and Hisashi DATE. Spherical panoramic image-based localization by deep learning. *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers*,

- Vol. 54, No. 5, pp. 483–493, 2018.
- [43] Kazunori Kikuchi, Keiji Nagatani, Tomohiro Komatsu, Seiga Kiribayashi, Kimitaka Asano, Yukinori Shibata, Kazunori Ohno, Takahiro Suzuki, and Yasuhisa Hirata. Position estimation using environment-installed laser range finders and traveling control for autonomous surface compression work of vibration roller. *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol. 38, No. 9, pp. 872–881, 2020.
- [44] Tianya T. Zhang and Peter Jing Jin. Roadside lidar vehicle detection and tracking using range and intensity background subtraction. *ArXiv*, Vol. abs/2201.04756, , 2022.
- [45] Jiaying Zhang, Wen Xiao, Benjamin Coifman, and Jon P. Mills. Vehicle tracking and speed estimation from roadside lidar. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 13, pp. 5597–5608, 2020.
- [46] Hiroyuki Yamada, Jeongho Ahn, Oscar Martinez Mozos, Yumi Iwashita, and Ryo Kurazume. Gait-based person identification using 3d lidar and long short-term memory deep networks. *Advanced Robotics*, Vol. 34, No. 18, pp. 1201–1211, 2020.
- [47] Alex Lang, Sourabh Vora, Holger Caesar, Lubing Zhou, Jiong Yang, and Oscar Beijbom. Pointpillars: Fast encoders for object detection from point clouds. pp. 12689–12697, 06 2019.
- [48] Bo Gu, Jianxun Liu, Huiyuan Xiong, Tongtong Li, and Yuelong Pan. Ecpc-icp: A 6d vehicle pose estimation method by fusing the roadside lidar point cloud and road feature. *Sensors (Basel, Switzerland)*, Vol. 21, , 2021.
- [49] 山内秀雄, 市側義治, 藤田全彦. 無人化施工の現状と動向 着脱型油圧制御式遠隔操作システムについて-hrcsys-. *建設機械*, Vol. 45, No. 11, pp. 40–42, 2009.
- [50] 北原成郎, 山西晃郎, 千坂修. 無人化施工の現状と動向 着脱型油圧制御式遠隔操作システムについて-hrcsys-. *建設機械施工*, Vol. 68, No. 1, pp. 66–71, 2016.
- [51] 山崎峻一, 塙裕彰, 川上勝彦, 平野高嗣, 原堅次, 橋住伸一郎. 災害対応のためのバックホウ向け遠隔操縦装置「ロボ qs」. *日本ロボット学会誌*, Vol. 38, No. 1, pp. 52–53, 2020.
- [52] Tomohiro Komatsu. Development of remote controlled robot with pneumatic artificial rubber muscles for hydraulic excavator. *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol. 38, No. 7, pp. 592–595, 2020.
- [53] 角和樹, 吉崎航. 遠隔操縦用人型ロボット (dokarobo) の開発. *建設機械*, Vol. 51, No. 9, pp. 31–36, 09 2015.
- [54] 北森俊行. 制御対象の部分的知識に基づく制御系の設計法. *計測自動制御学会論文集*, Vol. 15, No. 4, pp. 549–555, 1979.
- [55] SMITH O. J. M. A controller to overcome dead time. *ISA J.*, Vol. 6, pp. 28–33, 1959.

- [56] M. Morari and E. Zafiriou. *Robust Process Control*. Prentice-Hall International, 1989.
- [57] A.Z. Manitius and A.W. Olbrot. Finite spectrum assignment for systems with delays. *IEEE Transaction on Automatic Control*, Vol. 24, No. 4, pp. 541–553, 1979.
- [58] Hiroaki ANDOU, Takeo AOYAGI, Eiji MURAYAMA, and Kuniharu ARAI. Smith predictor utilization to improve a leveling operation accuracy for hydraulic excavator. *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers*, Vol. 54, No. 12, pp. 872–877, 2018.
- [59] Tomofumi Okada, Toru Yamamoto, Takayuki Doi, Kazushige Koiwai, and Koji Yamashita. Design of database-driven model predictive control system for digging of an autonomous excavator. *Transactions of the Institute of Systems, Control and Information Engineers*, Vol. 35, No. 6, pp. 145–152, 2022.
- [60] Takumi TOMATSU, Kenichiro NONAKA, Kazuma SEKIGUCHI, and Katsumasa SUZUKI. Fundamental experiment of model predictive tracking control by hydraulic excavator. *TRANSACTIONS OF THE JAPAN FLUID POWER SYSTEM SOCIETY*, Vol. 49, No. 1, pp. 1–9, 2018.
- [61] Tomohiro KOMATSU, Keiji NAGATANI, Yasuhisa HIRATA, Takahiro SUZUKI, and Kazunori OHNO. Velocity control of pneumatic motor attached to retrofit-type steering handle for autonomous navigation of conventional six-wheeled dump truck. *Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers*, Vol. 57, No. 10, pp. 433–444, 2021.
- [62] Keiji Nagatani and Shin'ichi Yuta. Door opening behavior of an autonomous mobile manipulator by sequence of action primitives. *Journal of Robotic Systems*, Vol. 13, No. 11, pp. 709–721, 1996.
- [63] 若山真則, 小森聡, 中居拓哉. 自動建機群の協調制御システムの実証 様々な機種・制御方式の自動建機での協調制御システム「t-icraft®」の開発. *建設機械施工*, Vol. 73, No. 12, pp. 63–67, 12 2021.
- [64] 浜本研一. 自動化による建設施工の革新とその展望—大規模システムの制御系設計論の構築を目指して. *計測と制御*, Vol. 60, No. 7, pp. 504–508, 2021.
- [65] Sung-Mo Kang, Myoung-Chul Park, and Hyo-Sung Ahn. Distance-based cycle-free persistent formation: Global convergence and experimental test with a group of quadcopters. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 64, No. 1, pp. 380–389, 2017.
- [66] Huimin Zhao, Haodong Liu, Junjie Xu, and Wu Deng. Performance prediction using high-order differential mathematical morphology gradient spectrum entropy and extreme learning machine. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 69, No. 7, pp. 4165–4172, 2020.

-
- [67] Xi Na Gao and Li Juan Wu. Multi-robot formation control based on the artificial potential field method. In *Computer and Information Technology*, Vol. 519 of *Applied Mechanics and Materials*, pp. 1360–1363. Trans Tech Publications Ltd, 5 2014.
- [68] Xun Yan, Dapeng Jiang, Runlong Miao, and Yulong Li. Formation control and obstacle avoidance algorithm of a multi-usv system based on virtual structure and artificial potential field. *Journal of Marine Science and Engineering*, Vol. 9, p. 161, 02 2021.
- [69] Lantao Liu and Dylan A. Shell. Multi-robot formation morphing through a graph matching problem. In M. Ani Hsieh and Gregory Chirikjian, editors, *Distributed Autonomous Robotic Systems*, pp. 291–306, Berlin, Heidelberg, 2014. Springer Berlin Heidelberg.
- [70] P.J. Besl and Neil D. McKay. A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp. 239–256, 1992.
- [71] Biao Xiong, Weize Jiang, Dengke Li, and Man Qi. Voxel grid-based fast registration of terrestrial point cloud. *Remote Sensing*, Vol. 13, p. 1905, 05 2021.
- [72] Radu Rusu and Steve Cousins. 3d is here: Point cloud library (pcl). 05 2011.
- [73] Sebastian Madgwick. An efficient orientation filter for inertial and inertial/magnetic sensor arrays. Vol. 25, UK, 2010.
- [74] Jon Louis Bentley. Multidimensional binary search trees used for associative searching. *Commun. ACM*, Vol. 18, No. 9, p. 509–517, September 1975.
- [75] Bohuan Xue, Jianhao Jiao, Yilong Zhu, Linwei Zhen, Dong Han, Ming Liu, and Rui Fan. Automatic calibration of dual-lidars using two poles stickered with retro-reflective tape. In *2019 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST)*, pp. 1–6, 2019.
- [76] Jianhao Jiao, Qinghai Liao, Yilong Zhu, Tianyu Liu, Yang Yu, Rui Fan, Lujia Wang, and Ming Liu. A novel dual-lidar calibration algorithm using planar surfaces. In *2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pp. 1499–1504, 2019.
- [77] Pengjin Wei, Guohang Yan, Yikang Li, Kun Fang, Xinyu Cai, Jie Yang, and Wei Liu. Croon: Automatic multi-lidar calibration and refinement method in road scene. In *2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 12857–12863, 2022.
- [78] Jianhao Jiao, Yang Yu, Qinghai Liao, Haoyang Ye, Rui Fan, and Ming Liu. Automatic calibration of multiple 3d lidars in urban environments. In *2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 15–20, 2019.
- [79] Takeshi Sasaki and Hideki Hashimoto. Calibration of distributed laser range finders based on object tracking. *IFAC Proceedings Volumes*, Vol. 42, No. 16, pp. 239–244, 2009. 9th IFAC Symposium on Robot Control.

- [80] K. Watanabe and M. Ito. A process-model control for linear systems with delay. *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 26, No. 6, pp. 1261–1269, 1981.
- [81] Kento Tsutsumi and Toru Yamamoto. Design of a data-driven internal model controller. *IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems*, Vol. 131, No. 4, pp. 781–787, 2011.
- [82] R. Craig Coulter. Implementation of the pure pursuit path tracking algorithm. Technical Report CMU-RI-TR-92-01, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, January 1992.
- [83] Komatsu Tomohiro, Konno Yota, Kiribayashi Seiga, Nagatani Keiji, Suzuki Takahiro, Ohno Kazunori, Suzuki Taro, Miyamoto Naoto, Shibata Yukinori, and Asano Kimitaka. Autonomous driving of six-wheeled dump truck with a retrofitted robot. *Field and Service Robotics*, pp. 59–72, 2021.
- [84] Jiangdong Wu, Haoling Ren, Tianliang Lin, Yu Yao, Zhen Fang, and Chang Liu. A pure electric driverless crawler construction machinery walking method based on the fusion slam and improved pure pursuit algorithms. *Sensors*, Vol. 23, No. 18, 2023.
- [85] Keiji Nagatani and Shin'ichi Yuta. Research of mobile manipulator using task oriented approach. *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol. 17, No. 6, pp. 865–875, 1999.
- [86] Kazuyuki NAGATA, Ryo HANAI, Natsuki YAMANOBE, Akira NAKAMURA, and Kensuke HARADA. Task description based on coordination of primitive actions. *Transactions of the JSME (in Japanese)*, Vol. 85, No. 870, pp. 18–00232–18–00232, 2019.
- [87] Yanshuang Du, Xuejun Zhang, and Zunli Nie. A real-time collision avoidance strategy in dynamic airspace based on dynamic artificial potential field algorithm. *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 169469–169479, 2019.
- [88] Chaochun Yuan, Jiankai Wang, Jie Shen, Long Chen, Yingfeng Cai, Youguo He, Shuofeng Weng, Yuqi Yuan, and Yuxuan Gong. Vehicle path planning based on pedestrian collision avoidance action. *IEEE Access*, Vol. 11, pp. 66713–66728, 2023.
- [89] Yuki Oyama and Eiji Hato. Pedestrian activity assignment problem with time-space constraint and path correlation. *Journal of the City Planning Institute of Japan*, Vol. 51, No. 3, pp. 680–687, 2016.
- [90] Peter E. Hart, Nils J. Nilsson, and Bertram Raphael. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, Vol. 4, No. 2, pp. 100–107, 1968.
- [91] Oktay Arslan, Karl Berntorp, and Panagiotis Tsiotras. Sampling-based algorithms for optimal motion planning using closed-loop prediction. In *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 4991–4996, 2017.
- [92] Lihao Wang, Chengfeng Zhao, and Jun Wang. A lidar-based obstacle-detection frame-

- work for autonomous driving. In *2020 European Control Conference (ECC)*, pp. 901–905, 2020.
- [93] Yan Peng, Dong Qu, Yuxuan Zhong, Shaorong Xie, Jun Luo, and Jason Gu. The obstacle detection and obstacle avoidance algorithm based on 2-d lidar. In *2015 IEEE International Conference on Information and Automation*, pp. 1648–1653, 2015.
- [94] Hirotaka SUZUKI, Genki YAMAUCHI, Daisuke ENDO, and Takeshi HASHIMOTO. Public works research institute’s efforts to promote the development of autonomous construction technology. *Journal of The Society of Instrument and Control Engineers*, Vol. 61, No. 9, pp. 651–655, 2022.

研究業績一覧

口頭発表

1. 稲川 正浩, 川辺知人, 竹囲年延, 末岡裕一郎, 遠藤大輔, 淺間一, 谷口寿俊, 三谷泰浩, 複数台レトロフィット建機を用いた土砂運搬デモンストレーション. 第 24 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, 2023.
2. 稲川 正浩, 川辺 知人, 竹囲 年延, 吉澤 桂一, 村山 寛人, 石橋 宗紘, 永谷 圭司, 環境設置 3D-LiDAR を用いた位置推定による複数建設車両の土砂運搬作業の実証実験. 第 23 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, 2022.
3. 稲川 正浩, 川辺 知人, 竹囲 年延, クローラダンプ自動化のための設置型 3DLiDAR を用いた位置推定と経路追従, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, 2022.
4. 稲川 正浩, 川辺 知人, 竹囲 年延, 永谷 圭司, 今西 悦二郎. 環境設置 LiDAR を用いた建設機械の 3 次元位置推定手法. 第 22 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, 2021.
5. 稲川 正浩, 竹囲 年延, 今西 悦二郎. アーム付き電子レンジ型料理ロボットの提案, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, 2020.
6. 稲川 正浩, 竹囲 年延, 今西 悦二郎. 料理ロボットのためのレシピ解析と動作生成, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, 2019.

査読付論文

1. Masahiro Inagawa, Tomohito Kawabe, Toshinobu Takei, Keiji Nagatani. "Demonstration of position estimation for multiple construction vehicles of different models by using 3D LiDARs installed in the field". ROBOMECH Journal, vol. 10, 2023.
2. Masahiro Inagawa, Tomohito Kawabe, Toshinobu Takei. "Demonstration of localization for construction vehicles using 3D LiDARs installed in the field". Journal of Field

- Robotics, 2023.
3. Masahiro Inagawa, Toshinobu Takei, Etsujiro Imanishi. "Analysis of cooking recipes written in Japanese and motion planning for cooking robot," in ROBOMECH Journal, vol. 8, 2021.
 4. Masahiro Inagawa, Toshinobu Takei, Etsujiro Imanishi. "Development of a Tower-type Cooking Robot". Proceedings of the 2021 IEEE/SICE International Symposium on System Integration Iwaki, Fukushima, Japan. January 11-14, 2021.
 5. Masahiro Inagawa, Toshinobu Takei, Etsujiro Imanishi. "Japanese Recipe Interpretation for Motion Process Generation of Cooking Robot." Proceedings of the 2020 IEEE/SICE International Symposium on System Integration Honolulu, Hawaii, USA, January 12-15, 2020.

受賞

- 第 24 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 SI2023 優秀講演賞, “複数台レトロフィット建機を用いた土砂運搬デモンストレーション - 動的協働アルゴリズムの適用 - “
- 第 19 回競基弘賞 2023 年レスキュー工学奨励賞 最終候補選出, “複数台レトロフィット建機を用いた土砂運搬デモンストレーション - 動的協働アルゴリズムの適用 - “
- 第 22 回システムインテグレーション部門講演会 SI2022 年度計測自動制御学会学術奨励賞 技術奨励賞, “環境設置 3D-LiDAR を用いた位置推定による複数建設車両の土砂運搬作業の実証実験”
- 第 23 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 SI2022 優秀講演賞, “環境設置 3D-LiDAR を用いた位置推定による複数建設車両の土砂運搬作業の実証実験”
- 2020 年度 日本機械学会三浦賞受賞
- 令和 2 年度弘前大学学生表彰
- 平成 30 年度弘前大学学生表彰
- 第 30 回 知能ロボットコンテスト 2018 あすなろ賞