

令和元年度 卒業論文



土砂自動積み込みのための
画像認識と点群位置合わせによる
ダンプトラックの位置姿勢推定

Dump Truck Position and Posture Estimation
by Image Recognition and Point Cloud Registration
for Automatic Loading

指導教員 藤井 浩光 准教授

千葉工業大学 先進工学部 未来ロボティクス学科

学生証番号 16C1101

畠山 佑太

概要

目次

第 1 章	序論	1
1.1	背景	2
1.2	従来研究	4
1.3	研究の目的	6
1.4	本論文の構成	7
第 2 章	提案手法	9
2.1	はじめに	10
2.2	位置姿勢推定のアプローチ	11
2.2.1	画像による 3 次元物体検出と点群位置合わせによる位置姿勢の概要..	11
2.2.2	位置姿勢推定システムの概要	12
2.3	画像による 3 次元物体検出	13
2.3.1	深層学習による 3 次元物体検出	13
2.3.2	データセットの作成	14
2.4	点群位置合わせによる位置姿勢推定	15
2.4.1	ダンブトラックの点群抽出	15
2.4.2	点群位置合わせ	16
2.4.3	3 次元特徴量マッチング	17
2.5	おわりに	18
謝辞		19
参考文献		21
研究業績		27

図目次

1.1	土砂積み込み作業の様子	3
1.2	GNSS や TS による位置情報の把握	3
1.3	Lidar による計測データ	5
1.4	本論文の構成	7

表目次

第 1 章

序論

Contents

1.1	背景	2
1.2	従来研究	4
1.3	研究の目的	6
1.4	本論文の構成	7

1.1 背景

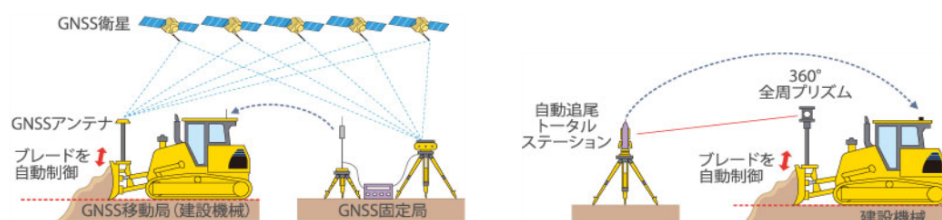
建設業は、道路、河川などの社会資本や産業施設、公共施設の整備・維持管理を行い、国内総生産及び就業者数の約 10 %を占める基幹産業の一つである。

2010 年に発生した東日本大震災や各地の豪雨災害時での復興活動などで、建設業の重要性が再認識されている。しかし、近年の建設業界では、技能労働者の高齢化や就業者の減少により熟練オペレーター不足が問題となっている。また、国土交通省の「建築産業の現状と課題」[建設経済研究所 2017]によると、2015 年の技能労働者数は 330 万人であり、10 年後の 2025 年は 286 万人と減少すると試算されている。今後、深刻な人材不足の危機に陥ると予想されており、人材不足を補う為、建設現場における作業の自動化は重要な課題である。

現場における作業で自動化の要求の高い作業の一つが、図 1.1 に示すように、バックホウとダンプトラックの連携による土砂積み込み作業の自動化である。土砂の積み込みの際には、ダンプトラックは運転手により積み込み可能な位置まで移動されるが、バックホウによる積み込み作業を自動化するためには、バックホウに対するダンプトラックの相対的な位置姿勢を正しく獲得する必要がある。一般の作業現場では、図 1.2 に示すように、GNSS や Total Station によって位置姿勢の把握 [土井下 2010] が行われているが、GNSS 等の衛星測位システムで高精度な位置姿勢を獲得するためには、通信基地局などの環境整備が必要であり、設備コストが大きいことが課題である。Total Station は建機に搭載されたプリズムにレーザーを照射することで高精度な位置情報を獲得できるが、一旦、レーザー照射が途切れるとプリズムを追従できない問題がある。そのため、環境に大がかりな設備を要せずに位置姿勢を計測する手法が期待されている。



図 1.1 土砂積み込み作業の様子



引用 コマツレンタル道東株式会社

図 1.2 GNSS や TS による位置情報の把握

1.2 従来研究

車両のような移動物体に対してはロータリーエンコーダ，IMU や地磁気センサ等の移動量，姿勢，方位を計測可能なセンサを搭載による位置姿勢の計測が適している．しかし，土砂積み込み作業では複数台のダンプトラックが入れ替わりで作業を行うため，個々にセンサ類を搭載するのは時間とコストが大きくなる．一方，外部からカメラや距離センサによって計測した情報を基に位置姿勢推定を行う手法が研究されており，CAD モデルを用いた手法が研究されている [中原智治 2001] [西卓郎 2014] ．

CAD モデルを用いた手法の代表例として距離センサを用いた対象物体の CAD モデルとの照合による 3 次元物体計測がある [林 2008] ．この手法は，距離画像センサから計測した 3 次元点群と対象物体の CAD モデルから作成した 3 次元点群を点群位置合わせすることで位置姿勢推定を行う．また近年では深層学習を取り入れたアプローチも増えており，対象物体のあらゆる姿勢の画像を CAD データから生成したものを教師データとした深層学習による推定手法 [Sundermeyer 2018] や，3 次元のシミュレーター環境で作成した教室データを学習することで推定する手法 [Tremblay 2018] などが研究されている．しかし，実際の作業現場では様々なメーカーのダンプトラックが行き交い，また荷台部も現場によって異なるため，事前に CAD データを用意するのは難しい．

一方，車両を対象としたモデルレスの位置姿勢推定の手法として LIDAR を用いた 3 次元物体検出がある．[Zhang 2017] [Chen 2017] [Lang 2019]

図 1.3 のように広域にレーザを照射することにより計測した 3 次元点群から対象物体の点群を検出することで位置姿勢推定を行う．しかし，土砂積み込み作業は効率的に作業を行うために高低差をつけて作業する場合が多い．そのため，LIDAR は視野角が狭いため高低差があると近距離が死角になる．また，LIDAR を傾けることで死角を軽減可能だが，レーザの密度が低いと距離によっては対象物体にレーザ当たらず計測ができない状況が生じる．

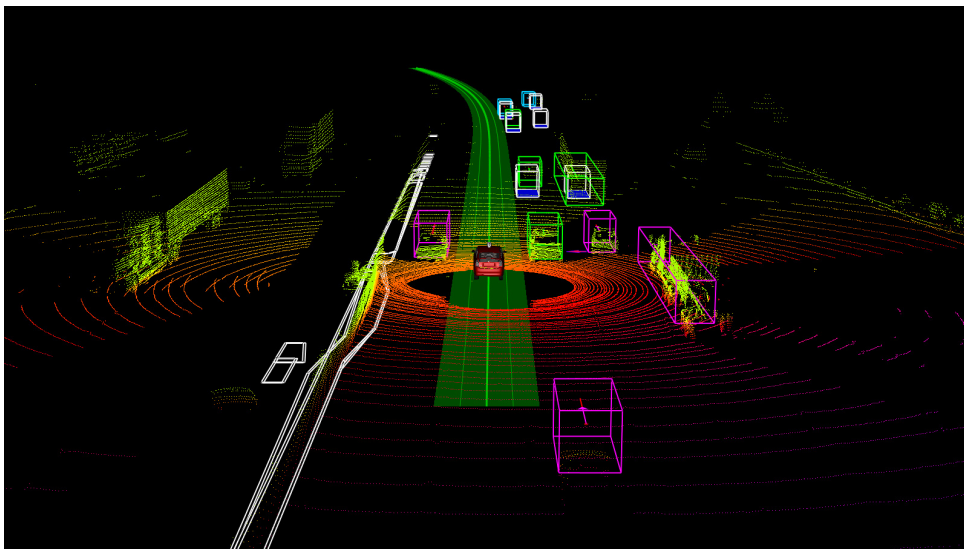


図 1.3 Lidar による計測データ

1.3 研究の目的

1.1 節で述べたように，環境に大がかりな設備を要せずにダンプトラックの位置姿勢を計測する手法が求められている．そのための計測方法として距離画像センサの計測データと CAD モデルを用いた位置姿勢推定が有効である．しかし，CAD モデルを用いた手法は事前に CAD モデルを用意する必要がある，作業現場では用意が難しいという問題がある．また，距離画像センサは点群位置合わせを行う上で有効な高密度の 3 次元点群を得られるが，計測距離が短く計測できる範囲は土砂積み込み作業が可能な範囲であり，土砂積み込み作業の際は，ダンプトラックは遠方からバックホウに向かって進入してくる場合が多く，ダンプトラックの進入を判断するためには，遠方にあるダンプトラックの存在とその大まかな位置姿勢を計測する必要がある．そのため，RGB-D センサの有効範囲に依存しない位置姿勢推定手法が必要である．

そこで，本研究では

画像による 3 次元物体検出と
点群位置合わせによる位置姿勢推定の手法を提案

を目的とする

1.4 本論文の構成

本論文は全 4 章から構成されている．図 1.2 に本論文の構成を示す．

第 1 章では，本研究の背景，従来研究，目的について述べた．

第 2 章では，画像認識と点群位置合わせによるダンブトラックの位置姿勢推定の提案手法について述べる．

第 3 章では，本提案手法の有効性を検証するために行った実験について述べる．

第 4 章では，結論と今後の展望を述べる．

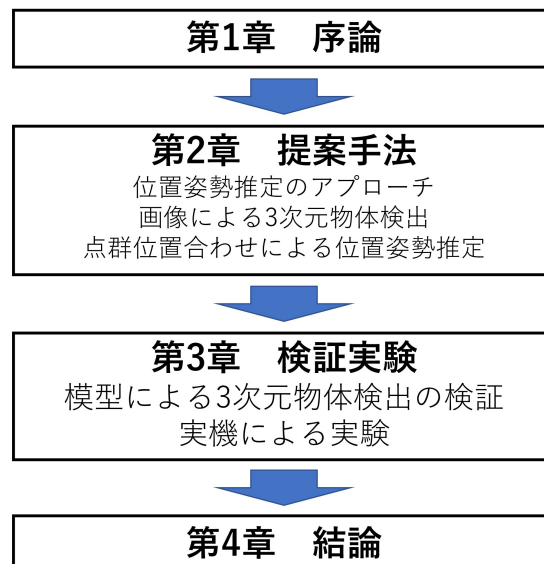


図 1.4 本論文の構成

第 2 章

提案手法

Contents

2.1	はじめに	10
2.2	位置姿勢推定のアプローチ	11
2.2.1	画像による 3 次元物体検出と点群位置合わせによる位置姿勢の概要	11
2.2.2	位置姿勢推定システムの概要	12
2.3	画像による 3 次元物体検出	13
2.3.1	深層学習による 3 次元物体検出	13
2.3.2	データセットの作成	14
2.4	点群位置合わせによる位置姿勢推定	15
2.4.1	ダンブトラックの点群抽出	15
2.4.2	点群位置合わせ	16
2.4.3	3 次元特徴量マッチング	17
2.5	おわりに	18

2.1 はじめに

本章では，画像による 3 次元物体検出と点群位置合わせによるダンブトラックの位置姿勢推定をするための手法について述べる．

2.2 節では，ダンブトラックの位置姿勢を推定するために画像による 3 次元物体と点群位置合わせを統合したダンブトラックの位置姿勢推定のアプローチについて述べる．

2.3 節では，画像による 3 次元物体検出の手法について述べる．

2.4 節では，点群位置合わせによるダンブトラックの位置姿勢推定について述べる．

2.2 位置姿勢推定のアプローチ

2.2.1 画像による 3 次元物体検出と点群位置合わせによる位置姿勢の概要

第 1 章で述べたように本研究ではダンプトラックの位置姿勢を計測するために画像による 3 次元物体検出と点群位置合わせを統合した位置姿勢推定の手法を用いる．その概要について説明する．

事前に点群位置合わせの基準となるダンプトラックの 3 次元モデルを作成を行う．バックホウに搭載した複数台の RGB-D センサから土砂積み込み作業範囲に設置したダンプトラックを計測し 3 次元点群を取得する．取得した 3 次元点群は地面情報やノイズを含むためダンプトラックの点群を抽出することで 3 次元モデルを作成する．

次に位置姿勢推定の概要について説明する．ダンプトラックは土砂積み込み作業範囲外からバックホウに向かって進入すると仮定する．遠方からバックホウに向かって進入するダンプトラックをバックホウに搭載した RGB-D センサから撮影し，画像による 3 次元物体検出により大まか位置姿勢を計測する．また，推定値が土砂積み込み作業範囲外であれば範囲内に進入するまで 3 次元物体検出を行い，範囲内であれば，推定値を初期値とした，点群位置合わせにより位置姿勢推定を行う．点群位置合わせは基準モデルと計測データが必要だが，基準モデルには事前に作成したダンプトラックの 3 次元モデル，計測データにはバックホウに搭載した RGB-D センサから計測した 3 次元点群を用いる．また，3 次元物体検出の際，ダンプトラックが映っているのかかわらず推定に失敗する場合ある．そのため，検出に失敗した場合は直前のフレームを参照し，ダンプトラックの位置が土砂積み込み作業範囲内であれば 3 次元特徴量マッチングを初期値とした点群位置合わせにより位置姿勢推定を行う．

2.2.2 位置姿勢推定システムの概要

本節では，画像による 3 次元物体検出や点群位置姿勢に必要となる画像や点群を計測する方法を説明する．

2.3 画像による 3 次元物体検出

2.3.1 深層学習による 3 次元物体検出

本項では深層学習による 3 次元物体検出について述べる．本研究では単一の画像から求めた CNN 特徴量から対象物の 3 次元座標と姿勢，画像内の領域を推定できる 3D Bounding Box Estimation Using Deep Learning and Geometry [Mousavian 2017] を用いる．

2.3.2 データセットの作成

本項では深層学習による 3 次元物体検出によりダンプトラックを認識するために必要な学習用データセットの作成方法について述べる．2.3.1 節で述べたように，深層学習による 3 次元物体検出は一般車両の自動運転を目的としたものであるため，ダンプトラックのような建設機械はデータ数が少ないため認識精度は低い．そのため本研究では，認識精度向上させるためにダンプトラックの模型を用いた学習用のデータセット作成を行う．データセットを作成するためにはダンプトラックの画像，位置姿勢，寸法と対象物体の画像座標が必要となる．そのため，図に示すように，回転台の上にダンプトラックを設置することで回転台から姿勢を計測し，RGB-D カメラにより画像と位置を獲得する．その後，撮影した画像からダンプトラックの画像座標をラベル付することでデータセットの作成を行う．また，データセットを拡張するために背景をクロマキー合成する．

2.4 点群位置合わせによる位置姿勢推定

2.4.1 ダンプトラックの点群抽出

本項では距離センサから計測した点群から点群位置合わせの基準となるダンプトラックの点群を抽出する方法を述べる．

2.4.2 点群位置合わせ

本項では点群位置合わせによるダンプトラックの位置姿勢の推定手法について述べる．点群位置合わせには ICP (Iterative ClosestPoint) を用いる．

2.4.3 3次元特徴量マッチング

本項では点群位置合わせの初期値となる3次元特徴量マッチングについて述べる。

2.5 おわりに

謝辭

本研究を進めるにあたり，ご指導，ご協力をいただいた方々に，この場をお借りし深く感謝申し上げます．

令和元年 2 月 千葉工太郎

参考文献

< 和文文献 >

[建設経済研究所 2017]

建設経済研究所: “建築産業の現状と課題”, 建設経済レポート, Vol. 69, pp. 182–213, 2017.

[国土交通省 2015]

国土交通省: “建設業”, <http://www.mlit.go.jp/common/001191669.pdf>, 2015, 閲覧日 2019.12.24.

[土井下 2010]

土井下 健治, 村本 英一, 神田 俊彦: “建設機械への ICT 応用”, Komatsu Technical Report, Vol. 56, No. 163, 2010.

[中原智治 2001]

中原智治，顧海松，荒木秀和，藤井裕之: “3 次元認識によるピンピッキングシステムの実用化”，システム制御情報学会論文誌, Vol. 14, No. 4, pp. 226–232, 2001.

[林 2008]

林俊寛，曾根原光治，井之上智洋，島輝行，河野幸弘: “三次元物体認識技術を応用したバラ積みピッキングシステムの開発”，IHI 技報，Vol. 48, No. 1, pp. 7–11, 2008.

[西卓郎 2014]

西卓郎，吉見隆，高瀬竜一，原田研介，永田和之，新良貴陽平，河井良浩: “ピンピッキングのための RGB-D カメラを用いた三次元位置姿勢推定，および把持可能性を考慮したスコアリング手法”，第 157 回 GCAD・第 194 回 CVIM 合同研究発表会，pp. 1–6, 2014

< 英文文献 >

[Mousavian 2017]

D. Anguelov, J. Flynn and J. Kosecka: “3DBounding Box Estimation Using Deep Learning and Geometry”, The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 7074–7082, 2017.

[Zhang 2017]

X. Zhang, W. Xu, C. Dong and J. M. Dolan: “Efficient L-Shape Fitting for Vehicle Detection Using Laser Scanners”, The IEEE Intelligent Vehicles Symp, 2017.

[Chen 2017]

X. Chen, H. Ma, J. Wan, B. Li, T. Xia: “Pointpillars: Fast encoders for object detection from point clouds”, The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1907-1915, 2017.

[Lang 2019]

A. H. Lang, S. Vora, H. Caesar, L. Zhou, J. Yang, and O. Beijbom: “Pointpillars: Fast encoders for object detection from point clouds”, The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019.

[Geiger 2012]

L. A. Geiger and R. Urtasun: “Are we ready for autonomous driving? the KITTI vision benchmark suite”, The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 3354–3361, 2012.

[Garrido 2015]

S. Garrido-Jurado, R. Muñoz-Salinas, F. J. Madrid-Cuevas and J. Medina-Carnicer: “Generation of Fiducial Marker Dictionaries Using Mixed Integer Linear Programming”, Pattern Recognition, No. 51, pp. 481–491, 2015.

[Sundermeyer 2018]

M. Sundermeyer, Z. C. Marton, M. Durner, M. Brucker and R. Triebel: “Implicit 3D Orientation Learning for 6D Object Detection from RGB Images”, The European Conference on Computer Vision, pp. 699–715, 2018.

[Tremblay 2018]

J. Tremblay, T. To, B. Sundaralingam, Y. Xiang, D. Fox, and S. Birchfield: “Deep object pose estimation for semantic robotic grasping of household objects”, Arxiv preprint arxiv:1809.10790, 2018.

[Rusu 2009]

R.B.Rusu, N.Blodow and M.Beetz: “Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D registration”, International Conference, pp. 3212–3217, 2009.

[Fischler 1981]

Martin A. Fischler and Robert C. Bolles: “Random Sample Consensus: a Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography”, Communications of the ACM, Vol. 24, No. 6, pp. 381–395, 1981.

[Chetverikov 2008]

D. Chetverikov, D. Svirko, D. Stepanov and P. Krsek: “Aligning Point Cloud Views using Persistent Feature Histograms”, Proceedings of the IROS, pp. 3384–3391, 2008.

[Chetverikov 2002]

D. Chetverikov, D. Svirko, D. Stepanov and P. Krsek: “The Trimmed Iterative Closest Point Algorithm”, International Conference on Pattern Recognition, pp. 545–548, 2002.

研究業績

査読有り学術論文

1. 奥村 有加里, 藤井 浩光, 山下 淳, 浅間 一: “屈折を利用したスケール復元が可能な計測誤差に頑健な Structure from Motion”, 精密工学会誌, Vol. 83, No. 12, pp. 1201–1208, December 2017.
2. Akira Shibata, **Yukari Okumura**, Hiromitsu Fujii, Atsushi Yamashita and Hajime Asama: “Refraction-based Bundle Adjustment for Scale Reconstructible Structure from Motion”, Journal of Robotics and Mechatronics, Vol. 30, No. 4, pp. 660–670, August 2018.

査読有り国際会議

1. **Yukari Okumura**, Hiromitsu Fujii, Atsushi Yamashita and Hajime Asama: “Global Optimization with Viewpoint Selection for Scale-reconstructible Structure from Motion Using Refraction”, Proceedings of the International Workshop on Advanced Image Technology 2017 (IWAIT2017), Malaysia, Penang, January 2017.

査読無し国内会議

1. 奥村 有加里, 藤井 浩光, 山下 淳, 浅間 一: “屈折を用いたスケール復元が可能な Structure from Motion のための初期値フィルタリングによる全体最適化”, 第 34 回日本ロボット学会学術講演会予稿集 (RSJ2016), 山形, 1V1-04, September 2016.
2. 奥村 有加里, 藤井 浩光, 山下 淳, 浅間 一: “透明薄板による屈折を利用したスケール復元可能な Structure from Motion”, 2018 年度精密工学会春季大会学術講演会講演論文集, pp. 269–270, 東京, March 2018.
3. 奥村 有加里, 藤井 浩光, 山下 淳, 浅間 一: “屈折を用いたスケール復元可能な Structure from Motion の誤対応点への頑健化”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 '18 講演論文集 (ROBOMECH2018), 2A1-J13, 北九州, June 2018.

学術受賞

1. 東京大学工学部長賞, March 2017.
2. 奥村 有加里, 藤井 浩光, 山下 淳, 浅間 一: “屈折を用いたスケール復元が可能な Structure from Motion のための初期値フィルタリングによる全体最適化”, 第 34 回日本ロボット学会学術講演会予稿集 (RSJ2016), 日本ロボット学会研究奨励賞, September 2017.
