

令和2年度学内公募研究（発展型）
〔技術報告〕

多脚クローラ型ロボットの 自律作業のための基本機能に関する研究

藤田 豊己¹⁾, 遠藤 和典²⁾, 安田 裕一²⁾, 佐藤 峻²⁾, 大友 裕貴³⁾

Basic Functions for Autonomous Work by Multi-Legged Crawler Robot

Toyomi FUJITA¹⁾, Kazunori ENDO²⁾, Yuichi YASUTA²⁾, Shun SATO²⁾, Yuuki OTOMO³⁾

Abstract

This study aims at developing functions for autonomous work in a dangerous site by a crawler robot which has four or six legs. We present four recent results on the functions: (1) stability evaluation for the robot tilting on rough terrain, (2) extension of the mechanism of legs to six degrees-of-freedom with a hand, (3) target-object detection by vision using Single Shot Multibox Detector (SSD), which is a kind of deep learning, and (4) development of an interface system for remote control using Robot Operating System (ROS). The experiments for these studies confirmed useful results.

1 はじめに

災害現場や建設現場など、人間に危険な現場で活動するロボットへの期待が高まっている。そのようなロボットには、現場で自ら物体処理などの作業を遂行する能力が求められる。そこで、筆者らの研究室ではクローラ機構と4本および6本の脚機構を有する多脚クローラ型不整地移動ロボットの開発を進めている [1] [2]。これらのロボットは、脚を作業腕として使用することで把持持ち上げなどの対象物操作が可能となり、高い作業能力を有する。このような複雑な作業環境において、ロボットには状況に応じた適切な動作が求められるが、遠隔からの操縦はオペレータの負担が極めて大きくなる。そのため本研究では、複雑環境下でロボットが自律的に作業するとともに円滑なインタフェースを可能と

1) 東北工業大学 工学部 電気電子工学科

Department of Electrical and Electronic Engineering, Faculty of Engineering, Tohoku Institute of Technology

2) 東北工業大学大学院 工学研究科電子工学専攻

Department of Electronics, Graduate School of Engineering, Tohoku Institute of Technology

3) 東北工業大学 工学部 電気電子工学科 (2021年3月卒業)

Department of Electrical and Electronic Engineering, Faculty of Engineering, Tohoku Institute of Technology (Graduated in March 2021)

することを旨とし、特に重要課題である、ロボットの運動制御、環境認識、遠隔指令システム、について検討した。具体的には、運動制御について、不整地走行時の転倒を回避し、安定した走行を可能とするために走行時の転倒安定性の評価手法を検討した。また、対象物把持の運動制御のため、脚機構を改良して実機実験により対象物操作を検証した。次に環境認識について、操作対象物を自律的に検知するため、深層学習を用いた対象物の認識について検討した。そして、遠隔指令システムについて、ロボット制御用ミドルウェア Robot Operating System (ROS) を用いた遠隔指令システムを構築し、車輪型移動ロボットに実装して検証した。以下、それぞれの研究内容を報告する。

2 安定走行のための転倒安定性の評価

不整地を移動するロボットには転倒の危険性があり、それを回避して安定を保つ必要がある。そのため、ロボットの転倒回避のための転倒安定性について検討し、走行時の安定性を評価するため、転倒安定余裕 [3] を導入し、図1の4脚クローラロボットに適用した。

ロボットが図2に示すように、ロボット座標系 Y_R 軸まわりに傾いたときを考える。その回転角速度 ω_x や回転角 θ_y 、そして回転半径 r_x はロボットに搭載した IMU センサの計測値から求めることができる。また、それらより回転中心 C_1 や回転軸単位ベクトル \mathbf{n} も算出することができる [4]。このとき、転倒安定余裕 Δ_+ は

$$\Delta_+ = \frac{\min[\mathbf{M} \cdot \mathbf{n} + \mathbf{F} \cdot (\mathbf{n} \times \mathbf{C}_1)]}{mg} \quad \dots (1)$$

より求めることができる。ここで \mathbf{F} はロボットが地面から受ける力、 \mathbf{M} はそれにより発生するモーメントである。 m はロボット本体重量、 g は重力加速度の大きさを示す。

そこで、3通りの接地点の X_R 値 (-92.5mm , -45mm , -10mm) においての、回転角度に対する転倒安定余裕を算出した。その結果を図3に示す。接地位置がロボット中心に近づくとつれて、 Δ_+ の値が小さくなり、安定性が低くなることがわかる。これは座標系原点にある重心位置が接地点よりも高いため、小さい回転量で重心位置が接地点上に達するからである。値が0になるのは、接地点の X_R 値が -10mm のときは -8° 、 -45mm のときは -30° 、 -92.5mm のときは -50° であるため、それぞれの場合でこの角度で安定余裕が0になり転倒すると考えられる。この結果から、回転中心がロボット重心位置から遠いほど安定性が高いことがわかる。これは直感的に理解できる結果であり、この手法は妥当性があると言える。

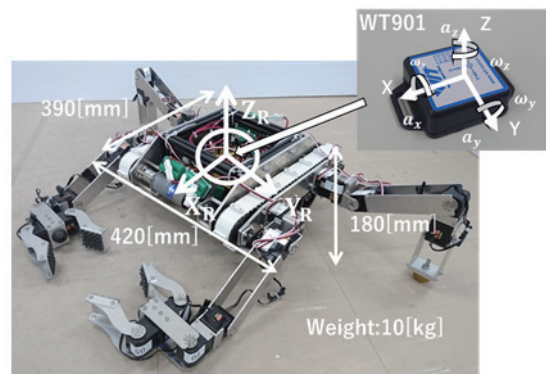


図1. 4脚クローラロボットとIMUセンサ

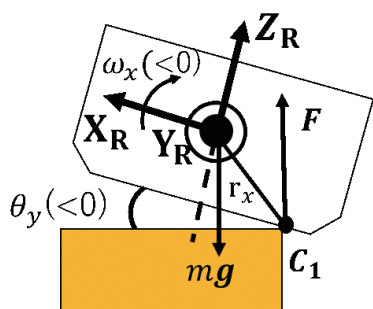


図2. ロボットの Y_R 軸まわり回転

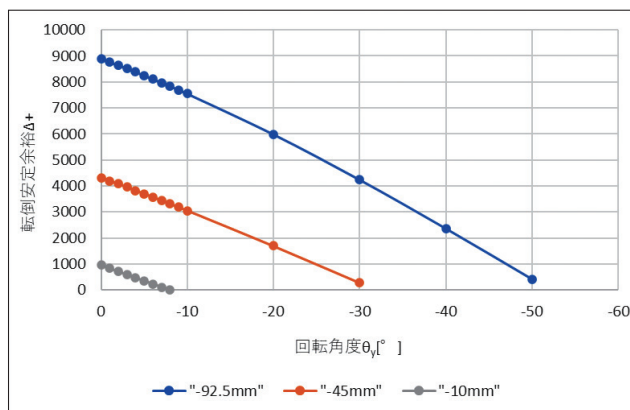


図3. 転倒安定余裕の計算結果

3 脚機構の改良と対象物把持制御

筆者らが開発した6脚クローラロボットの脚先は半球形状となっており、物体を把持する場合、両脚先で対象物を挟み込むしかなく、片腕での作業は不可能であった。また、脚が4自由度であるため任意の姿勢をとることができない。そこで作業能力の向上のため、前2脚を4自由度から6自由度に拡張し、物体の把持が可能なハンドを搭載した。

図4に開発した脚とハンドを示す。脚の全長はハンドを含めて560mmとなった。ハンドについては、手先を開閉して物体を把持できるとともに、従来の歩行補助を行うときの脚としても用いられるようにした。ハンドの高さは104mm、幅は57mm、奥行きは54.5mmである。この設計には3DCADの「AUTODESK FUSION360」を用いた。材料にはアルミ材 A5052 を使用し、加工には ORIGINALMIND 社製「MAGEMAGE」を用い、曲げ加工により製作した。

この改良した脚機構を用いて、ロボット本体の前方200mmの位置にある高さ40mmのスプレーボトルを把持する実験を行った。この外観を図5に示す。対象部の状態を、図5左のようにボトルを立てた状態と図5右のように倒した状態に分け、かつボトルを上から掴む場合と横から掴む場合の計4パターンで行った。把持時の各関節角度は逆運動学を用いて算出した。この結果、4パターン全てにおいて、ロボットが片手で対象物把持持ち上げできることを確認した。



図4. 開発した6自由度脚 (左) とハンド (右)

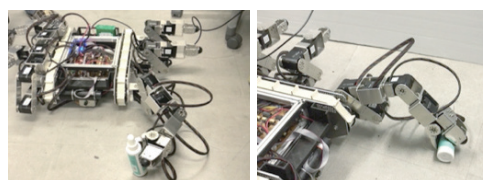


図5. 新型脚を装着したロボットによる対象物把持

4 深層学習を用いた対象物の認識

ロボットが操作対象物を認識することができれば、オペレータの負担軽減や、作業精度の向上が期待できる。そこで単眼カメラを搭載したロボットによる操作対象物の認識を目

的とし、画像内の対象物検出に深層学習の手法の1つである Single Shot Multibox Detector (SSD) [5] を用いた。SSD は対象物の画像内での大きさや向きに影響されずに検出が可能であるという特徴を有しており、筆者らの先行研究において対象物の検出に有効であることが示唆された [6]。

ここでは、対象物として災害時に火災や爆発の危険があるスプレー缶を考え、学習用画像として、対象物であるスプレー缶とそれ以外の物体（ガラス瓶、塩ビパイプ、木材、レンガ）を含む画像を準備した。対象物の姿勢（直立、転倒）、環境光の有無、対象物以外の物体の有無で64種の場合を設定し、それぞれ8方向から撮影した合計512枚の画像を用いた。1515x1515mmの撮影エリア床面中央に物体を設置し、それをエリア外側、1150mmの高さからエリア中心を画像中央に合わせて撮影し、各画像内の対象物にアノテーションをつけ、データセットを作成した。このうち約90%となる460枚を学習用とし、残りの52枚を検証用とした。学習は、深層学習フレームワーク TensorFlow の物体検出ニューラルネットワーク用モジュールである Object Detection API を使用し、学習済みのニューラルネットワーク SSD Inception v2 coco を用いて転移学習を行った。CPUに Intel Core i9-10900KF 5.3GHz、GPUに Nvidia GeForce RTX2080Ti、32GBのメモリを搭載し、OSに Ubuntu 20.04 をインストールした PC 環境を使用して 50000 回学習を行った。その総実行時間は 11 時間となった。学習したニューラルネットワークの学習曲線を図 6 に示す。それぞれクラス分類損失、位置決定損失、正則化損失およびそれらの合計を示している。クラス分類損失は検出した対象物種類と実際との誤差、位置決定損失は検出領域と実際の対象物領域との誤差、正則化損失は過学習抑制のためのペナルティである。損失の値は、それぞれの学習段階におけるニューラルネットワークに検証用画像を与えた際の結果と実際の値との誤差を示すものであり、0 に近いほど与えた画像を正確に処理できることを示す。クラス分類損失、位置決定損失の重みはともに 1.0 に設定した。それぞれの損失について、学習を重ねる毎に値が徐々に減少しており、学習の効果を示している。

この方法で学習したネットワークによる検出実験を行った。比較のため、別に Region CNN (RCNN) を用いて学習した場合の検出も行った。入力画像は学習時に使用した 52 枚の検証用画像に加え、対象物の大きさや距離が学習データと異なる 32 枚の新規テスト画像を用いた検出も行った。この検出実験では、CPUに Intel Core i7-4558U 2.8GHz、GPUに Intel Iris 5100、16GBのメモリを搭載し、OSに macOS 11.2 をインストールしたノート PC を使用した。この検出結果の例を図 7 に示す。A、B は学習時に用いた検証用画像での検出結果であり、C、D はテスト画像を用いた検出結果である。赤の枠は SSD、黒の枠は RCNN それぞれの検出領域を示している。訓練用画像と同様の状況で撮影した検証用画像においてはいずれも検出ができたが、テスト画像においては SSD のみ対象物検出ができた。図中には検出位置と検出領域サイズの真値との誤差率も記した。

全体の検出性能評価の結果を表 1 に示す。正しい対象物を検出できた割合と、その中で位置誤差、領域誤差を示している。検証用画像については、ともに 9 割程度の検出率を示したが、テスト画像については、SSD は 7 割強に対して RCNN は 3 割に満たなかった。これは、検証用画像は訓練用画像と同様のアスペクト比（サイズ）で対象物が写っている一方、テスト画像については接写した大きなサイズのものも含まれていたため、それらの画像に RCNN が対応できなかったものと考えられる。検出位置や領域についても SSD では検証用画像、テスト画像ともに十分な精度が得られた。さらに、処理時間についても、画像 1 枚あたり SSD では RCNN に対して検証用画像では 19.3%、テスト画像では 30.9%

の時間となった。以上より、対象物のアスペクト比によらない高速な検出が可能であることがわかり、SSD を用いた手法の有効性が示された。

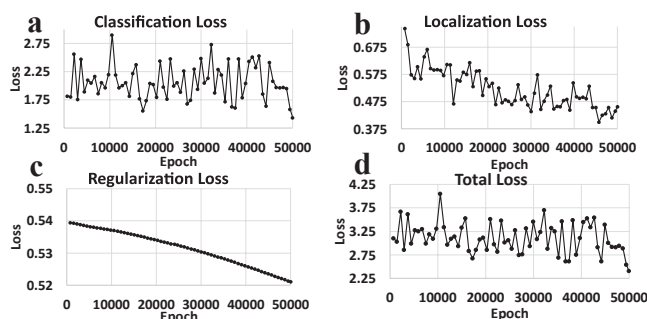


図 6. SSD の学習曲線

(a : クラス分類損失 b : 位置決定損失 c : 正則化損失 d : 損失合計)

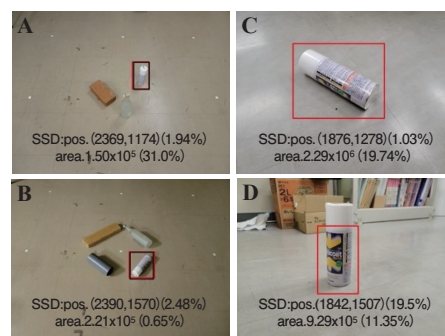


図 7. 対象物検出実験結果

表 1. SSD の性能評価実験結果

		Detected (%)	Position error (%)	Area error (%)	Processing time (ms)
検証用画像 (52 枚)	SSD	88.5	2.00	7.58	136.5
	RCNN	90.4	2.07	0.22	706.6
テスト画像 (32 枚)	SSD	77.8	5.01	10.3	210.6
	RCNN	22.2	2.54	20.8	683.3

5 ROS (Robot Operating System) を用いた遠隔指令システムの構築

ロボット制御用ミドルウェア Robot Operating System (ROS) [7] を用いた遠隔指令システムを構築した。ROS にはロボットの制御を行うためのパッケージと呼ばれるライブラリが多数あり、それを利用することで制御システムを容易に構成できる。図 8 に構築したシステムの構成を示す。今回は車輪型移動ロボット Turtlebot2 内に実装した。ロボット内の PC での ROS では `freenect_launch` と `kobuki_node` のパッケージが実行され、ロボットに搭載した RGB-D センサ `kinect` の情報を獲得してホスト PC に送信するとともに、ホスト PC からのロボット動作指令を受信してロボットを制御する。ホスト PC 内の ROS では `rqt_image_view` と `kobuki_keyop` のパッケージが実行され、ロボットから送られたセンサ情報を画面に表示させるとともに、オペレータによるロボット動作指令のキー入力をロボットに送信する。ROS を用いることで、各実行プロセスが異なるコンピュータに分散されていても同一コンピュータ内での実行と同様に通信を伴った実行を容易に実現することができるため、システム構築が容易になる。また、内包されている通信も最適化されているため、高速な実行が可能となる。

このシステムによる遠隔操縦実験を行った。図 9 に実験の外観を示す。操縦者はロボットの様子を直接目視できないところで、ホスト PC に表示される映像のみを見てロボットを操縦し、目的地まで移動させる。ここでロボットがコーナー手前に達したときに死角から人が出現するようにした。操縦者はホスト PC 上の画面より発見して遅延時間 0.85sec

で停止指令を送ることができ、衝突を回避できた。この結果より、本システムが有用であることを確認した。

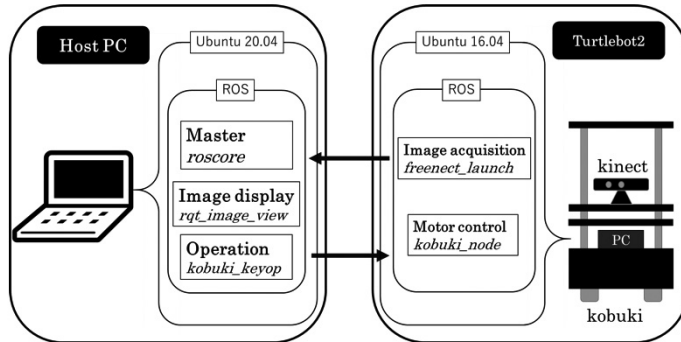


図8. ROSを用いた遠隔指令システムの構成



図9. 遠隔操縦実験

6 おわりに

本研究では、複数の脚を有するクローラ型不整地移動ロボットによる自律的な作業動作の実現を目指し、そのために重要となる基本機能についての研究結果を報告した。今後、さらに各機能を発展させていき、複雑な環境における自律的な作業の実現を目指していく。

謝辞

本研究は、東北工業大学学内公募研究（発展型）の助成により実施された。ここに深く感謝申し上げます。

参考文献

- [1] Toyomi Fujita, Taiga Sasaki, and Yuichi Tsuchiya, “Hybrid Motions by a Quadruped Tracked Mobile Robot,” IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics (SSRR2015), 2015.
- [2] Toyomi Fujita and Taiga Sasaki, “Development of Hexapod Tracked Mobile Robot and Its Hybrid Locomotion with Object-Carrying,” IEEE International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors (IRIS2017), pp.69-73, 2017.
- [3] 米田完, 広瀬茂男, “歩行機械の転倒安定性”, 日本ロボット学会誌, Vol.14, No.4, pp.517-522, 1996.
- [4] 佐藤峻, 藤田豊己, “4脚クローラ型不整地移動ロボットの転倒回避のための回転中心検出”, 令和2年東北地区若手研究者研究発表会, R2-P-46, 2020.
- [5] Wei Liu et al., “SSD: Single Shot MultiBox Detector,” ECCV 2016, 2016.
- [6] 安田裕一, 藤田豊己, “Single Shot Multibox Detector を用いたロボット操作対象物の検出”, 第21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, pp.2644-2646, 2020.
- [7] M. Quigley, K. Conley, B.P. Gerkey, J. Faust, T. Foote, J. Leibs, R. Wheeler and A.Y. Ng, “ROS: an open-source Robot Operating System,” ICRA Workshop on Open Source Software, 2009.