

クローラ型移動ロボットを用いた 路面状況の評価方法

江藤 亮輔

移動ロボットが走行するには、経路を選定するために路面の走行しやすさを評価する必要がある。本稿では、走行の妨げとなる段差の評価方法と土壌の含水量の推定方法について紹介する。段差については、踏破性能が高いフリッパーを有するクローラ型移動ロボットを対象として準静力学モデルを用いて、段差踏破可能かの判断およびスリップ状態に基づく踏破効率により段差の評価を行う手法を構築した。土壌含水量については、LiDARの受光強度からガウス過程回帰により推定する手法を構築した。

キーワード：クローラロボット、段差踏破、スリップ、土壌含水量、ガウス過程回帰

1. はじめに

近年、建設作業、農作業、災害調査、警備などの過酷な作業をロボットにより行うことが期待されている。これらの作業は、工場などに導入されている固定式産業用ロボットのように決められた場所ではなく、ある領域内を自由に動き回って行わなければならない。そのため、作業ロボットは車輪やクローラなどの移動機構を搭載している。クローラは一般的にキャタピラとも呼ばれ、輪状に連結した板やベルトを回転させて走行する装置であり、接地面積が大きくなるため軟弱地や凹凸地でよく用いられる。

過酷な作業の現場は屋外かつ舗装されていないことが多い。特に、災害現場では倒壊した家屋の瓦礫により路面に障害物が多く存在するため、ロボットが横転してしまい走行できない事象が発生する。また、豪雨災害で道路、家屋などに流れ込んでくる土砂は水を多く含んでいる。一般的に土壌中の水分量が多いほど移動車両の走行性は低下し [1]、軟弱な泥土となれば車両がスタックする可能性もある。

ロボットの移動を遠隔または自律で行う場合、走行不能な状態からの復帰は容易ではないため、そのような状態に陥らない経路の選定や走行制御を行う必要がある。経路選定のためには、ロボットが横転せずに障害物を踏破できるか、またスタック防止のため土壌が軟弱でないか事前に調査し、選定指標を取得することが重要となる。

屋外作業ロボットの移動機構には軟弱地や凹凸地で

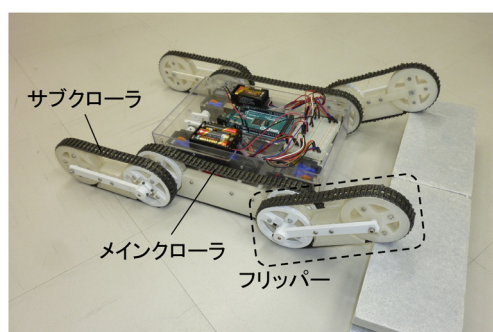


図1 フリッパーを有するクローラ型移動ロボット

の走破性が高いクローラが採用される場合が多い。特に、災害調査ロボットは小型なものが多いため、より障害物を乗り越えやすいフリッパーを有するクローラ型移動ロボットが活用されている [2]。フリッパーを有するクローラ型移動ロボットは、図1に示すようにサブクローラを有したアーム（フリッパー）を前後左右に備えている。前フリッパーを持ち上げて障害物に掛けることで乗り越えやすくなる。

本稿では、はじめにフリッパーを有するクローラ型移動ロボットを対象として、障害物を単純な段差と仮定した場合の踏破解析手法と段差評価について紹介する。次に、土壌を軟弱にしてロボットの走行性を低下させる要因となる土壌含水量について、その推定手法を紹介する。推定するためのセンサには、一般的な自律移動ロボットに搭載されている Light Detection and Ranging (LiDAR) を使用する。LiDAR は周囲に近赤外線レーザーを照射して周囲環境にある物体からの反射光を受光し、照射から受光までの時間や照射光と反射光の位相差を用いて物体との距離を計測するセンサである。本研究では、近赤外線が水に吸収される特性を利用して土壌含水量を推定する。

えとう りょうすけ

防衛大学校システム工学群機械工学科

〒239-8686 神奈川県横須賀市走水 1-10-20

eto@nda.ac.jp

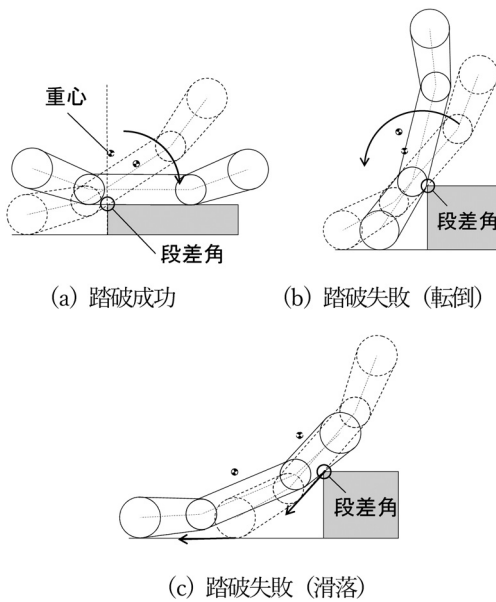


図2 クローラ型移動ロボットの段差踏破時の挙動

2. 段差踏破性能解析

2.1 解析手法

図2はフリッパーを有するクローラ型移動ロボットの段差踏破時の挙動を横から示した図である。図2(a)のように、ロボット重心が段差の角の直上を通過すると、段差角での接触点まわりに段差に乗り上げるモーメントが発生するため段差を踏破できる。一方、図2(b)のように重心が段差角直上を越えられない場合には、ロボットはひっくり返ってしまう。そのため、段差踏破性能は重心と段差の幾何学的関係により解析されてきた[3, 4]。また、準静力学的つり合いから得られる後端接地点での垂直抗力が0になったときにも段差を通過できるため、準静力学的解析も行われている[5]。さらに、静力学的解析から得られる摩擦係数により、図2(c)のようにロボットが段差を滑り落ちるか判断できる[6]。また、摩擦係数と運動方程式から滑りが発生しない加速度の範囲を求めることもできる[7]。しかし、過去の研究では各接触点の摩擦を静止摩擦として計算しており、接触点間の滑りの関係や滑りと摩擦の関係モデルなどを用いて厳密に滑りを予測していない。

本稿では、著者が提案する床と段差との摩擦と各接触点における滑り率の関係を考慮した準静力学モデルを紹介する。準静力学モデルでは、ロボットが加減速せず極低速で走行すると仮定し、ロボットの位置、姿勢を少しずつ変化させて各状態における静力学的つり合いを解く。また、クローラは変形をせず、メイン

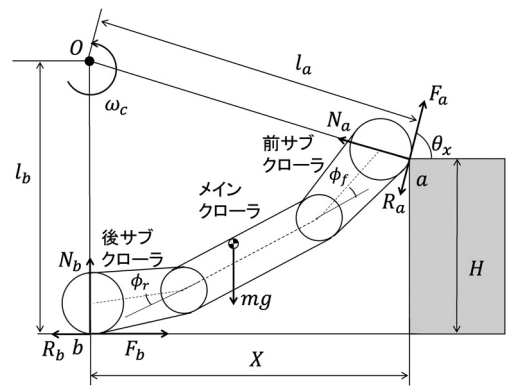


図3 力学モデル

クローラとサブクローラの周速度は同じとすることで、各接触点での滑りの関係を導出した。なお、クローラはグロースを有していないものを対象とした。グロースとは、軟弱地で駆動力を増大させスリップせず走行するためにクローラに付けられた突起である。

図3はグロースのないクローラロボットが段差を踏破するときの力学モデルである。 F_b, N_b, R_b は後サブクローラと床面との接地点に作用する駆動力、垂直抗力、走行抵抗、 F_a, N_a, R_a は段差と前サブクローラまたはメインクローラとの接地点に作用する駆動力、垂直抗力、走行抵抗を表す。本モデルでは、①水平方向の力のつり合い、②垂直方向の力のつり合い、③モーメントのつり合い、④床、段差とクローラの各接触点間の滑り率の関係の四つの連立方程式を解いて、垂直力 N_a, N_b と滑り率 s_a, s_b を算出する。ただし、滑り率 s_i はクローラ周速度 v_t に対する滑り速度の比であり、滑りを定量化する指標として一般的に使用され、それは式(1)で定義される。

$$s_i = \frac{v_t - v_i}{v_t} \quad (1)$$

ここで、 i は接触点 a, b を示し、 v_i は各接触点での移動速度である。各接触点の滑り率の関係は、各接触点での移動方向の垂直線の交点である瞬間中心 O まわりの角速度 ω_c の関係から式(2)のように得られる。

$$l_a(1 - s_b) = l_b(1 - s_a) \quad (2)$$

また、摩擦係数は図4のように滑り率の関数と定義した。摩擦係数はある滑り率に達すると飽和するモデルである。摩擦係数が飽和すると滑りが急激に増大し、クローラは空転してしまう。駆動力は垂直抗力と摩擦係数の積から算出する。

走行効率 η はクローラの回転仕事量に対する移動仕

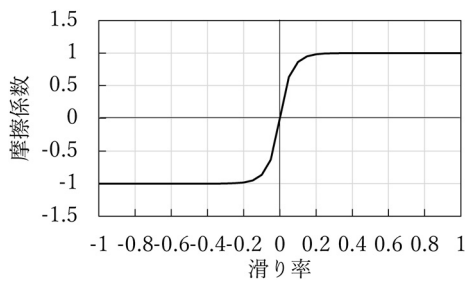


図4 滑り-摩擦モデル

事量の比として、式 (3) により求められる。

$$\eta = \int \frac{(1-s_a)r\omega_r \cdot F_a + (1-s_b)r\omega_r \cdot F_b}{r(F_a + F_b) \cdot \omega_r} dX \quad (3)$$

ただし、 r はメインクローラ車輪径、 ω_r はメインクローラ回転速度である。

2.2 段差踏破実験

本実験では、図 1 に示したクローラ型移動ロボットを使用した。また、ロボットの諸元を表 1、実験の条件と結果を表 2 に示す。本実験では、前フリッパーを段差角に接触させた状態で走行を開始し、段差踏破性能を評価した。

段差高さが 0.14 [m] (条件 1) のとき、ロボットは段差踏破に成功するときと滑落するときの両方が観察された。段差踏破に成功したのは、クローラに付いている高さ 1 mm のグローサが段差角に引っかかったためである。グローサは軟弱地盤で駆動力を増加させるために付与されているが、障害物を乗り越えるときに障害物に引っかかることで滑落を防ぐこともできる。本稿で紹介するモデルはグローサを考慮していないが、各接触点のグローサの移動速度の関係から式 (2) のような滑り率の関係式を導出することでグローサ付クローラでも同様に準静力学モデルを構築できる [8]。

また、段差高さが 0.15 [m] のとき、後フリッパー角度が 0 度 (条件 2) ではクローラが空転して段差を踏破できなかったが、後フリッパーを 10 度下げる (条件 3) ことで段差を踏破することができた。滑落のしやすさは条件 2, 1, 3 の順番であった。

2.3 提案手法による踏破性能解析

実験で用いたロボットの諸元、条件において、2.1 節で述べた提案手法により踏破性能の解析を行った。提案手法は式 (2) に示した滑り率の係数を用いて連立方程式を解くが、過去の研究 [3, 5] では各接触点で摩擦係数が同じと仮定して問題を解いている。そこで提案手法の妥当性検証のため、式 (2) の代わりに摩擦係数が同じ、すなわち $s_a = s_b$ の式を用いた手法 (従来手

表 1 クローラ型移動ロボット諸元

項目	値
本体質量	1.467 [kg]
フリッパー質量	0.209 [kg]
メインクローラ長	0.2 [m]
フリッパー長	0.115 [m]
車輪径	0.039 [m]

表 2 実験条件および結果 [9]

	条件 1	条件 2	条件 3
段差高さ	0.14 [m]	0.15 [m]	0.15 [m]
前フリッパー角度	10 [deg.]	10 [deg.]	10 [deg.]
後フリッパー角度	0 [deg.]	0 [deg.]	-10 [deg.]
実験結果	踏破 or 滑落	滑落	踏破

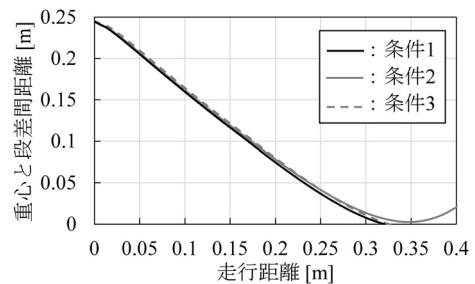


図5 ロボット重心と段差との距離 [9]

法) でも踏破性能解析を実施した。

図 5 に段差-ロボット重心間の距離の水平成分の解析結果を示す。段差重心間距離の水平成分が 0 に達したとき段差に乗り上げて踏破が成功する。段差重心間距離はロボットの位置、姿勢から幾何学的に得られるため提案手法と従来手法で同じ値である。解析結果より、実験で使ったロボットは条件 2 で滑落が発生しない場合でも踏破できずに転倒する結果が得られた。また、提案手法では条件 1、従来手法では条件 1, 3 において踏破直前で数値解が得られなかった。本解析では、四つの連立方程式を数値的に解いており、数値解がなければその状態は成立しない、すなわちその状態になる直前で空転、滑落などが生じると予想される。

図 6 に段差における摩擦係数の結果を示す。提案手法では、実験で得られた滑落しやすさの順に摩擦係数も大きくなっており、滑りやすさの傾向を再現できている。また、条件 2 では段差踏破前に摩擦係数が 1 に達しており滑落することが解析できている。条件 1 も踏破直前に 1 に達して数値解が得られなくなっており、滑落せずに踏破できるかの限界条件を再現した。一方、従来手法で得られた摩擦係数は提案手法より小さく、

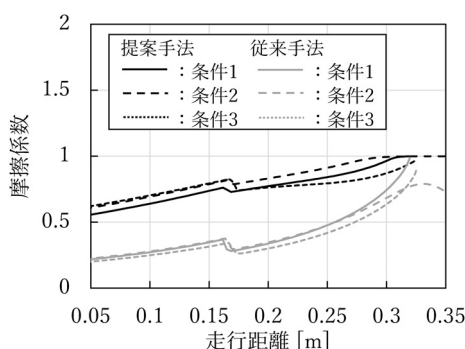


図6 段差における摩擦係数の結果

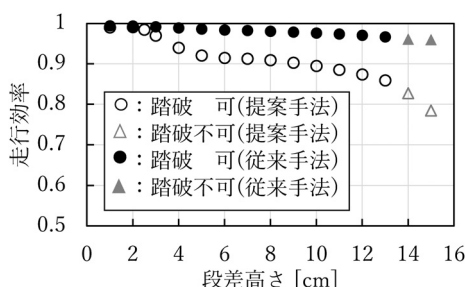


図7 走行効率 [9]

滑落する可能性は低い。また、条件の違いによる滑落しやすさも再現できていない。

次に、前フリッパー角度を10度、後ろフリッパー角度を0度としたときの走行効率の結果を図7に示す。式(3)の積分範囲は段差を登れる場合は登った瞬間まで、登れない場合は重心が最も段差に近づくまでとした。従来手法では効率は高さに比例して減少しているが、提案手法では非線形的に減少した。段差高さが2~6cmで効率が急激に低下する理由は段差の壁をよじ登る動作が入るためである。また、踏破不可能な高さに近づいたときに効率は再度大きく低下する傾向が得られた。そのため、高さのみを経路選定のための評価値とするより、提案手法で得られる走行効率を用いた方がより走行状態を考慮して段差を評価できる。

3. 土壌含水量の推定

3.1 推定手法

移動ロボットの遠隔、自律走行を行う際には、土壌の硬さを推定し、安全に走行可能か判断する必要がある。土壌の強度定数を非接触で計測することはできないため、別の土壌パラメータを経路選定の指標にする必要がある。そこで、土壌の硬さに関与する土壌含水量を非接触で計測することができれば走行経路の決定

指標となり得る。

移動ロボットには周囲環境の把握や自己位置推定のために可視光カメラやLiDARが装備されていることが多い。LiDARは周囲に近赤外線レーザを照射して周囲環境にある物体からの反射光を受光し、物体との距離を計測する。物体の反射特性は物体表面の材質や水分量、照射角度により異なるため、計測対象物の表面状態によりLiDARの受光強度は変化する[10]。特に、水分は近赤外光を吸収する特性を有する。ここでは、この特性を利用したガウス過程回帰による受光強度を用いた土壌含水量推定の手法を紹介する。

ガウス過程回帰は入力変数から出力変数への関数を推定する際、モデルに用いるパラメータを確率変数として考える確率的モデルである[11]。ガウス過程回帰では、 n 番目の観測値 y_n に対して式(4)の観測モデルを仮定する。

$$y_n = f(\mathbf{x}_n) + \varepsilon_n \quad (4)$$

$\mathbf{x}$ は入力変数、 ε は平均0のガウス分布に従うノイズである。 $f(\mathbf{x}_n)$ は平均 $\mu(\mathbf{x}_n)$ 、 $N \times N$ 分散共分散行列 K の多変量ガウス分布に従う。 N は学習データ数、 K は各学習データ間についてのカーネル関数 $k(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_{n'})$ を用いて得られる行列である。全学習データを $\mathbf{X} = \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N$ としたとき、予測点 $\mathbf{x}_*$ における予測値は $\mathcal{N}[\mu_m(\mathbf{x}_*), \sigma_m(\mathbf{x}_*)]$ の多変量ガウス分布に従う。ここで、平均と分散は式(5)、(6)で計算される。

$$\mu_m(\mathbf{x}_*) = \mathbf{k}(\mathbf{x}_*, \mathbf{X})^T [K + \sigma^2 I]^{-1} \mathbf{y} \quad (5)$$

$$\sigma_m(\mathbf{x}_*) = k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*) - \mathbf{k}(\mathbf{x}_*, \mathbf{X})^T [K + \sigma^2 I]^{-1} \mathbf{k}(\mathbf{x}_*, \mathbf{X}) \quad (6)$$

ただし、 $\mathbf{k}(\mathbf{x}_*, \mathbf{X})$ は $(k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_1), \dots, k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_N))$ から成る列ベクトル、 $\mathbf{y}$ は $(y_1, \dots, y_N)$ から成る列ベクトル、 σ^2 はノイズの分散、 I は N 次の単位行列である。

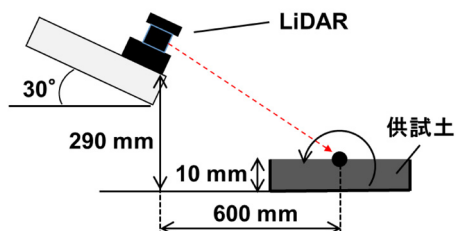
本研究では、カーネル関数として一般的によく使われるガウスカーネルを使用した[12]。ガウスカーネルは $\mathbf{x}_n$ と $\mathbf{x}_{n'}$ の距離 $|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n'}|$ に応じて値が減衰する関数であり、式(7)で表される。

$$k(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_{n'}) = \theta_1 \exp\left(-\frac{|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n'}|^2}{\theta_2}\right) \quad (7)$$

ここで、 θ はハイパーパラメータと呼ばれるカーネル関数の性質を決める定数であり、本研究では5分割交差検証損失を最小化する値を使用した。



(a) 写真



(b) 概略図

図 8 実験装置

3.2 学習データ収集実験

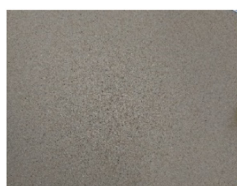
回帰モデルを作成するための学習用データを収集した。室内実験により LiDAR 受光強度、レーザ照射角度、含水量の関係を取得した。使用した LiDAR は波長 905 nm の北陽電機社製 UTM-30LX-EW である。図 8 に実験装置の写真と概略図を示す。装置は図 8(a) に示すようにアルミフレームにより組み立てられており、LiDAR の位置、高さ、照射角度を変更できる。本実験では、LiDAR は供試土表面の中心から距離 600 mm、高さ 280 mm の位置に角度 30° で設置し、レーザは供試土表面中心線付近に照射される。供試土は縦 185 mm、横 255 mm、深さ 10 mm の容器に入れ、設置台は供試土表面中心まわりに回転することができる。本研究では図 8(b) のように反時計周りを正、水平時を 0° とし、 $\pm 20^\circ$ の範囲内 5° 刻みで傾きを変更し、受光強度を測定した。傾きは供試土が容器から滑り落ちない範囲で設定した。

本研究では、供試土として豊浦砂、桜島火山灰、真砂土の 3 種類を使用した。豊浦砂は粒度が揃っており、不純物が少ない標準砂であるため、実験誤差が少ないことから検証に使用した。火山灰、真砂土は火山災害、土砂災害時にロボットの走行が想定される土である。

供試土の水分量は式 (8) で表される含水比 w_c を使用した。

$$w_c = \frac{m_w}{m_s} \quad (8)$$

ここで、 m_w は水の質量、 m_s は供試土の乾燥質量であ



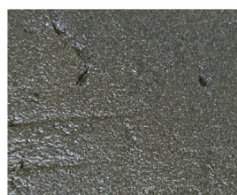
(a) 豊浦砂 含水比 0



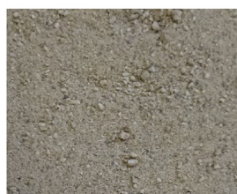
(b) 豊浦砂 含水比 0.3



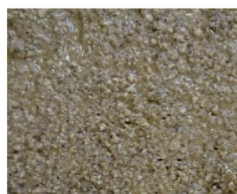
(c) 火山灰 含水比 0



(d) 火山灰 含水比 0.225

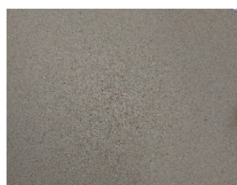


(e) 真砂土 含水比 0

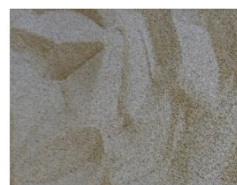


(f) 真砂土 含水比 0.2

図 9 供試土



(a) 均した状態



(b) 起伏がある状態

図 10 豊浦砂の表面の違い

る。供試土は設定した含水比となるよう水を加え、よく攪拌して作成した。

供試土の写真を図 9 に示す。図 9(a), (c), (e) の乾燥状態から図 9(b), (d), (f) のように飽和するまで 0.05 刻みで含水比を変更し、各含水比で傾斜角を変更して実験を実施した。含水比が大きくなると、赤外光の吸収により受光強度は低下するだけでなく、水面の鏡面反射による影響も発生する。特に飽和時には薄く張った水面への照射と同様の現象が起きるため、鏡面反射の影響が大きいと予想される。

供試土表面は図 10(a) のように供試土の表面を平らに均した状態、図 10(b) のように表面に起伏を成形した粗い表面の 2 種類で計測し、表面の状態による影響も考慮した。

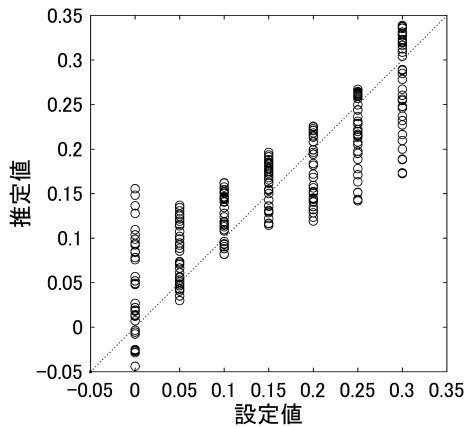


図 11 豊浦砂における推定結果 [13]

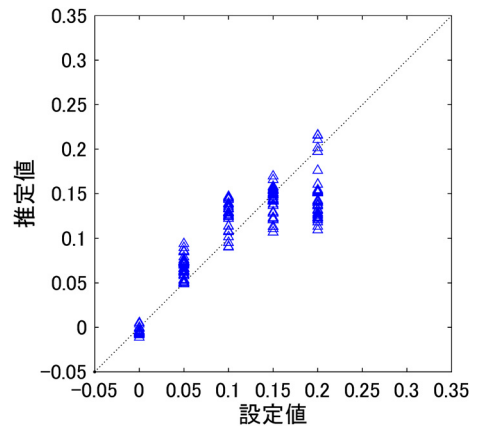


図 13 真砂土における推定結果 [13]

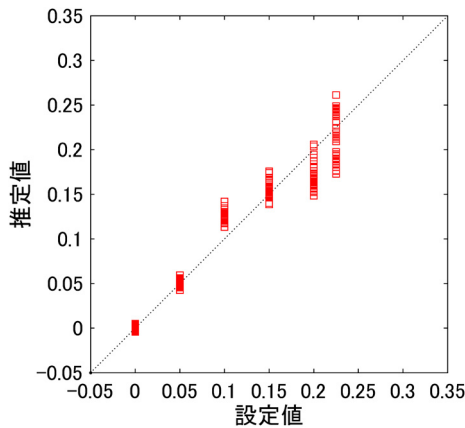


図 12 火山灰における推定結果 [13]

3.3 検証用データによる推定結果

はじめに供試土ごとに学習した場合の含水比の推定を行う。入力変数には、LiDAR 受光強度と傾斜角の二つを用いた。ただし、実際にロボットが走行しているときの前方土壌との相対角度は LiDAR の点群データやカメラ映像から推定する必要がある。また、学習および評価には供試土表面を均したものと起伏があるもの両データを使用した。学習データ数は、豊浦砂 126 点、火山灰 108 点、真砂土 90 点である。また、それぞれのデータは 0~1 の範囲内に正規化した後に使用した。図 11~13 に供試土ごとに学習した場合の含水比の推定結果を示す。

豊浦砂が誤差 ± 0.05 内に収まった割合は 70.6%であったのに対して、火山灰は 98.6%、真砂土は 88.3%であった。すべての供試土で含水比が大きくなると推定誤差も大きくなる傾向が見られた。豊浦砂や水が多く存在する土は受光強度が傾斜角の影響を受けやすく、

そのため表面の形状や粗さによる誤差が大きくなった。

誤差の原因を検証するため、豊浦砂の表面を均した状態のデータのみを用いて学習、推定を行った。その結果、誤差 ± 0.05 内の割合は 82.5%と大きく改善した。表面形状による誤差を少なくするためには測定データを増やして平均をとることが考えられるが、表面形状のばらつき、受光強度のばらつきがガウス分布に従わない場合は誤差がより増大する危険性がある。

次に、土が複数種類存在する場合の推定を行う。LiDAR 受光強度は明るい色の土では高く、暗い土では低くなる。すなわち、土の種類によっても受光強度が変化するため、すべての供試土に対して学習を行う場合、受光強度だけでは上手く学習できない。そのため、土の種類を判別する情報を学習データに追加する必要がある。本研究では、可視光カメラから得られる画像の RGB 値を用いる手法を検討した。RGB 値の平均値をそのまま入力変数とした場合、精度よく推定することができなかった。そこで、2 波長 λ_1 , λ_2 の分光強度で式 (9) のように正規化した値 N_ρ を使用した [14]。

$$N_\rho = \frac{\rho_{\lambda_1} - \rho_{\lambda_2}}{\rho_{\lambda_1} + \rho_{\lambda_2}} \quad (9)$$

ここで、 ρ_{λ_1} , ρ_{λ_2} はそれぞれ波長 λ_1 , λ_2 の分光強度である。水の吸収度は赤色領域の波長帯が高く、青色領域で低いため、 ρ_{λ_1} , ρ_{λ_2} は供試土画像から得られる R と B の平均値を使用した。供試土の画像は供試土直上 250 mm の高さからフラッシュなしで撮影して取得した。

図 14 に LiDAR 受光強度、傾斜角、 N_ρ を入力変数として全供試土で学習した場合の推定結果を示す。誤差 ± 0.05 内の割合は 81.9%であり、可視光カメラの画像情報を用いることで土の種類によらずに含水比をお

表 3 屋外実験での含水比推定結果

計測値 [%]	推定値 [%]									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	-0.5	-0.5	-0.4	-0.3	-0.2	0.0	0.1	-0.1	-0.3	-0.3
4	1.8	1.8	1.6	2.0	2.4	2.3	2.2	2.0	1.9	2.0
10	9.3	11.2	12.0	13.0	15.2	16.0	17.3	16.6	15.4	5.1
15	13.5	14.9	15.9	17.1	19.9	20.3	20.8	21.5	19.8	3.0
20	20.6	20.7	22.2	23.6	24.1	24.1	24.3	24.3	12.1	0.3

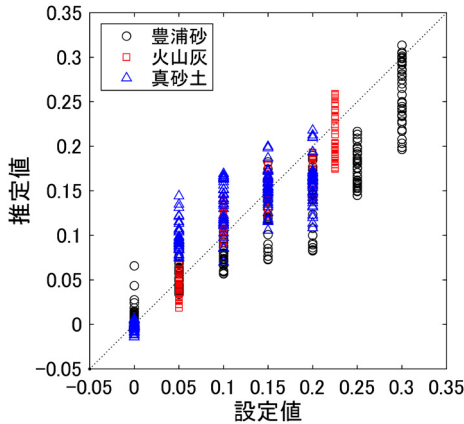


図 14 RB 値を利用した推定結果 [13]



図 15 LiDAR を搭載したクローラ型移動ロボット

おむね推定できることが確認できた。

3.4 屋外実験による検証

図 15 に示す LiDAR、可視光カメラを前面に搭載したクローラ型移動ロボットを用いて火山灰上を走行しながら取得したデータにより含水比を推定した。火山灰は図 16 のように含水比 0~0.2 に調整した後、間隔を空けて配置した。走行後、各火山灰から 3 か所サンプリングし、100℃で 24 時間乾燥した。乾燥前後の火山灰質量から含水比を計測した。図 16 に示した含水比は測定した値の平均である。

推定には室内実験で作成した回帰モデルを使用した。傾斜角度は LiDAR の点群データから算出した。図 17 にフロントカメラの映像に赤外レーザ照射位置における推定含水比を提示した一例を示す。また、表 3 に

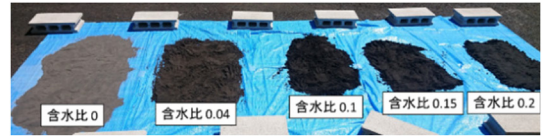


図 16 走行火山灰の条件

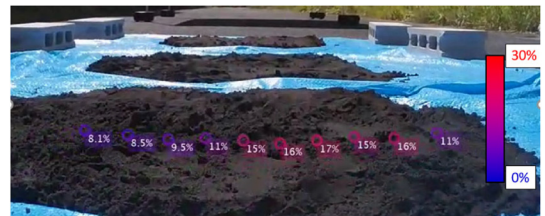


図 17 推定結果の一例

各火山灰での含水比推定結果の平均値を示す。表 3 推定値の番号 1~10 は図 17 の推定位置に左から振った番号である。表 3 より含水比は、4%では小さく、10~20%では右側で大きめではあったが、屋外環境でもおむね推定できた。一番右側の 10 番については、ブルーシートに照射したレーザの受光強度の影響のため小さい値となっている。

4. おわりに

本稿では、フリッパーを有するクローラ型移動ロボットの踏破性能解析手法と段差評価法、また LiDAR と可視光の受光強度から土壌表面の含水比を推定する手法を紹介した。今後の課題として、踏破性能解析に使用する摩擦モデルの推定方法の構築、センサ情報の追加による含水比推定精度の向上が挙げられる。

参考文献

- [1] 八木茂, “農業機械と土壌水分量の関連について,” 土壌の物理性, **24**, pp. 27–31, 1971.
- [2] 田所諭, “極限作業ロボットの展望,” 日本ロボット学会誌, **39**, pp. 489–491, 2021.
- [3] J. Liu, Y. Wang, S. Ma and B. Li, “Analysis of stairs-climbing ability for a tracked reconfigurable modular robot,” *IEEE International Safety, Security and Rescue Robotics, Workshop*, pp. 36–41, 2005.

- [4] 北野昌則, 渡辺啓二, 篠村和也, 藤島明宏, “装軌車の超堤運動について,” 農業機械学会誌, **56**(2), pp. 23–31, 1994.
- [5] 勝井辰博, 西野真依子, 井上朝哉, “フリッパークローラ型 ROV の段差踏破性能評価法,” 日本船舶海洋工学会論文集, **20**, pp. 165–172, 2014.
- [6] N. Li, S. Ma, B. Li, M. Wang and Y. Wang, “An on-line stair-climbing control method for a transformable tracked robot,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 923–929, 2012.
- [7] D. Endo and K. Nagatani, “Assessment of a tracked vehicle’s ability to traverse stairs,” *ROBOMECH Journal*, **3**, Article number 20, 2016.
- [8] 江藤亮輔, 山川淳也, “クローラロボットの段差踏破時の滑り解析,” 日本機械学会 2021 年度年次大会, S151-03, 2021.
- [9] 江藤亮輔, 山川淳也, “フリッパーアームを有するクローラ型移動ロボットの滑りを考慮した段差踏破性能解析,” テラメカニックス, **41**, pp. 71–76, 2021.
- [10] 張夏荷, 大矢晃久, 加門崇寛, “波長の異なるレーザ光をもつ複数の測域センサによる物体認識手法の提案,” 第 18 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, 3E2-02, pp. 1159–1162, 2017.
- [11] C. M. ビショップ (元田浩, 栗田多喜夫, 樋口知之, 松本裕治, 村田昇監訳), 『パターン認識と機械学習 下』, 丸善出版, 2012.
- [12] 持橋大地, 大羽成征, 『ガウス過程と機械学習』, 講談社, 2019.
- [13] 江藤亮輔, 山川淳也, “ガウス過程回帰による LiDAR 受光強度からの土壌含水比の推定,” 第 39 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 1G1-02, 2021.
- [14] J. Yue, J. Tian, Q. Tian, K. Xu and N. Xu, “Development of soil moisture indices from differences in water absorption between shortwave-infrared bands,” *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **154**, pp. 216–230, 2019.