

屋外不整地におけるロボットの自律移動を目的とした路面の走行可否判定手法の構築

Traversability Analysis for Mobile Robot Navigation in Rough Terrain

日 高 真太郎¹
Shintaro HIDAKA

根 木 教 男¹
Norio NEKI

要 旨

本研究では、ロボットが屋外不整地において自律移動を行うために必要な路面のモデル化および同路面の走行可否判定手法を構築した。本手法は、多くの先行研究と同じように、三つのステップから構成される。同ステップは、まず、(1)ロボットの周辺路面をグリッド分割し、(2)各グリッドについて路面モデルを生成したのち、(3)同モデルを評価することによって同路面の走行可否判定を行うというものである。本手法は、モデル化する路面のグリッドサイズを最適化することにより、屋外不整地の路面を平面でモデル化することの妥当性を担保することができる点で新規性を有しており、さらに計測点群の外れ値や最大最小値付近のノイズに堅牢かつ設定パラメータが少ないという特徴を有する。傾斜や凹凸面、障害物を含む屋外不整地環境に本手法を適用した結果、ロボットは路面の走行可否判定を正しく行い、同環境における自律移動をすることができた。

ABSTRACT

For the research described here, the road surface necessary to enable autonomous navigation by a robot in rough terrain was modeled and a method of traversability analysis of that road surface was created. As in much preceding research, this method consists of three steps, which are (1) dividing the road surfaces around the robot into grids, (2) generating a road surface model of each grid, and then (3) performing traversability analysis of those road surfaces by evaluating those models. The new contribution made by this method is that, by optimizing the grid size of the road surface to be modeled, it can assure the validity of modeling a road surface on rough terrain by means of planes. In addition, this method is robust with regard to outliers and noise near maximum and minimum values in a measurement point cloud, and the small number of setting parameters is another distinguishing characteristic. Application of this method to an environment of rough terrain, including slopes, uneven surfaces, and obstacles, made it possible for robots to correctly perform traversability analysis of road surfaces and to navigate autonomously in that environment.

1. 序論

近年、少子高齢化の影響による働き手不足などの社会的背景を受けて、物資運搬や農作業を行う農業用ロボットをはじめとした、屋外不整地自律移動ロボットの需要が増加している⁽¹⁾。屋外不整地環境においてロボットが自律移動するためには、ロボットはカメラやLight Detection and Ranging(LIDAR)などのセンサから得られるデータを用いてロボットの周辺路面における高低差や傾斜を認識し、同路面について走行可否判定を行う必要がある。

屋外不整地におけるロボットの自律移動を目的とした、

路面の走行可否判定手法についての先行研究は、路面モデルに用いる情報の種類と同路面のモデル化手法の2軸によって分類できる。路面モデルは主に、画像データから得られる視覚情報、点群データから得られる幾何情報、加速度データなどから得られるその他の情報のうち、いずれか、もしくは複数の情報を組み合わせることによって構築される。その構築手法は、あるルールに基づくモデルベース、もしくは機械学習ベースのうちのいずれかを用いることがほとんどである。

機械学習ベースの手法は、近年活発に研究されており、点群の幾何情報と光の反射強度からなる入力に対して、人

¹ ライフクリエーションセンター

の操縦軌跡を教師データとして与えることにより、路面の走行可否判定を行うモデルを得る手法⁽²⁾や、点群データから得られる height map をグレースケール画像化し、同画像を分割した複数のパッチに対して、シミュレータ上で動かしたロボットの走行実績を教師データとして与えることで、パッチごとの走行可否判定を行うモデルを得る手法^{(3), (4)}、RGB 画像から得た複数の特徴量からなる入力に対して人が画像ごとの走行可否判定結果を教師データとして与えることにより、走行可否判定を可能にする手法⁽⁵⁾や、同手法と未来の予測画像を組み合わせた手法⁽⁶⁾などがある。また、複数の情報を組み合わせた手法も多く、画像データから得られる不整地推定やテクスチャ推定の結果に加え、Inertial Measurement Unit (IMU) から得られるロボットの振動情報も加味した手法⁽⁷⁾や、セグメンテーション画像と、同画像についての幾何学的特徴を組み合わせて路面上の障害物の踏破可否を判定する手法⁽⁸⁾などが研究されている。

これらの手法はモデルベースでは表現が容易ではない走行可否判定の関数を表現することができるため、大変有用である。しかしながら、一般的に学習ベースの手法は、学習データに含まれないような未知の環境への適用性において課題がある。屋外不整地移動ロボットは、未知環境の走行が想定されているものも多いため、同課題によって、手法の走行可否判定結果のパフォーマンスの低下が懸念される。また、ロボットの走行性能や、要件によって学習データのラベルが異なるため、異なるロボットに手法を転用する場合や、要件が変わった場合においては、学習データの再構築が必要であり、手法の利便性に課題がある。

未知環境への適用性や、利便性についての優先度が高い場合については、モデルベースの手法が有効である。モデルベースの手法の多くは、まずロボット周辺の路面をグリッド分割し、LIDAR や深度カメラによって得られる点群データから、その幾何学的特徴を用いてグリッドごとに路面をモデル化し、同モデルに基づいて走行可否判定を行うものである。先行研究には、点群の分散共分散行列の固有ベクトルと固有値から、路面の傾きと表面の粗さをモデル化し、それらに対して設定したしきい値によって走行可否判定を行う手法^{(9), (10)}や、Random Sample Consensus (RANSAC)⁽¹¹⁾によってグリッドごとの路面を平面式でモデル化し、その傾きの大きさと、グリッドの連続性から走行可否判定を行う手法⁽¹²⁾などが存在する。また、路面モデルの傾きや分散などのパラメータから、重み和などの評価関数を定義し、走行可否判定を行う手法^{(13), (14)}や、同パラメータの程度を定義したファジィメンバーシップ関数を用いて、ファジィ推論によって走行可否判定を行う手法⁽¹⁵⁾など、独自の評価指標を定義して走行可否判定を行う手法も数多く存在する。しかしながら、それらの多くは、以下に示す三つの課題を有する。

(1) 障害物を含む路面の適切なモデル化

上述したように、多くのモデルベースの手法は、路面モデルの構成要素として平面を用いるが、障害物を含む路面を計測している場合においては、平面は地面点群と障害物点群の双方の影響を受ける。特に平面の傾きについては、路面に対する障害物の領域が占める割合の違いによってその値が大きく異なる。このため、同影響を考慮しなければ、場合によっては手法の意図に沿わない平面が推定される事象が発生し、走行可否判定の基準が成立しなくなる。したがって、障害物を計測した際の路面の適切なモデル化は課題である。

(2) 点群の計測ノイズに堅牢な路面のモデル化

屋外不整地では、日照環境や路面の反射特性の影響で、計測する点群情報にはノイズが多分に含まれる場合がある。その中でも特に外れ値や計測点群の最大最小値付近にあるノイズは走行可否判定結果の誤りの原因となる。したがって、路面のモデル化の際には、実用上それらのノイズの考慮が必要不可欠である。

(3) 設定パラメータの簡略化

路面のモデル化や、走行可否判定指標について、重みづけのための変数や物理的な意味が煩雑な指標を用いると、パラメータのチューニングが煩雑で、走行可否判定の性能低下につながるほか、手法の汎用性が低下する。したがって、手法の設定パラメータはシンプルかつ直観的であることが望ましい。

そこで本稿では、これらの課題を解決する走行可否判定手法の提案を行う。すなわち、路面を平面でモデル化することの妥当性を担保し、さらに計測点群の外れ値や最大最小値付近のノイズに堅牢かつ手法に用いる走行可否判定基準を表わすパラメータがロボットのシステムインテグレータに依らず、ロボットの登坂性能、踏破性能のみに依存して定まる手法の構築を目指す。

2. 不整地での適切な走行可否判定手法

提案手法の構成は、1章で示した様々な手法と同様に、(1)ロボットの周辺路面のグリッド分割、(2)各グリッドについて路面モデルの生成、(3)モデルの評価による路面の走行可否判定、の3パートからなる。

本章では、まず2.1.節において障害物が存在しない自然地形路面を仮定し、同路面における走行可否判定手法について述べる。同手法も、多くの先行研究と同様に、路面を平面でモデル化するものである。加えて、統計的手法を複数含んでおり、路面の計測点群の外れ値や最大最小値付近のノイズを除去できるという特徴がある。

2.2.節では、障害物を含む地形における走行可否判定手法について述べる。障害物を含む路面は、障害物を含まない路面とは幾何学的性質が異なる。したがって、前章でモ

デル化手法の課題として述べた通り、平面を用いて障害物を含む路面をモデル化すると、その不適切性により、同平面が走行可否判定に関して誤判定の要因となる場合がある。しかしながら、提案手法においては、(1)のグリッド分割において、同グリッドの分割サイズを適切に定義することにより、障害物を含まない自然地形路面のモデル化手法を、障害物を含む路面に対してそのまま適用しても、モデルの妥当性を損なわずに走行可否判定を行うことが可能となる。

2.1. 自然地形における走行可否判定手法

(1) ロボットの周辺路面のグリッド分割

適当な大きさの正方形のグリッドに分割する。本節においては、多くの先行研究と同じようにグリッド分割についての制約は設ける必要はない。

(2) 路面モデルの生成

まず、路面を (a) 代表平面の推定、(b) 代表平面の表面形状のモデル化、(c) 外れ値の分離、の三つの手順によってモデル化する。その概観を Fig. 1 に示す。

(a) 代表平面の推定

分割された各グリッドに RANSAC⁽¹⁾ によって代表平面を推定する。RANSAC では、外れ値の個数が少なく、かつ外れ値以外の点群に適合する平面が得られるため、計測ノイズの外れ値の影響を受けにくい平面が推定される。

(b) 代表平面の表面形状のモデル化

平地やうね道、傾斜などの屋外の自然地形は、高度が連続的に変化する。そこで、各グリッド内の高度のばらつきはガウス分布 $N(\mu, \sigma^2)$ に基づいていと仮定する。ここで、 μ は (a) の手順で推定した代表平面とし、 σ は同 μ に対する全点群の Root Mean Square (RMS) 値で近似する。

(c) 外れ値の分離

代表平面からの距離が $\pm 2\sigma$ の領域 (以降、有効モデル領域と呼ぶ) を定義し、同領域外の点群を除去する。路面モデルが厳密にガウス分布に従うならば、代表平面から符号付距離が最大側と最小側

の点群が、それぞれ 2.5% 程度除去される。同処理は、計測点群の外れ値や最大最小値付近のノイズの除去を目的としている。場合によっては、路面モデル自体の点群の一部も除去されうるが、地形が連続かつ密であれば、除去された点群の値は、有効モデル領域の境界内かつ境界近傍の点群で近似できる。

(3) 走行可否判定

各グリッドに生成した路面モデルについて、下記の二つの基準に基づいて走行可否を判定する。

$$T_1 = \begin{cases} 1 : \theta \leq \theta_{lim} \\ 0 : \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$T_2 = \begin{cases} 1 : d_{max} - d_{min} \leq h_{lim} \\ 0 : \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 θ は代表平面の傾きの絶対値、 θ_{lim} はロボットが上り下り可能な傾斜角の絶対値、 d_{max} は有効モデル領域に含まれる点と代表平面の符号付距離の最大値、 d_{min} は同最小値、 h_{lim} はロボットが踏破可能な障害物高さの最大値である。なお、本稿では上ることのできる坂の最大傾斜角の絶対値と下ることのできる坂の最小傾斜角の絶対値を等しいものとし、 θ_{lim} を用いているが、二つの値が異なる場合は、 θ が最小傾斜角と最大傾斜角の間にあるときに $T_1 = 1$ となるように式 (1) を設定すればよい。式 (1) は傾斜の走行可否判定指標、式 (2) は凹凸の走行可否判定指標を表す。先行研究では、式 (2) の代わりに、凹凸の走行可否判定指標として分散や標準偏差を用い、同指標に対してなんらかのしきい値を与えるものが多い。そのような手法は、路面のモデルが (2) (b) で仮定したようにガウス分布に完全に従う場合においては、しきい値の与え方によっては式 (2) と同じ意味合いを持ちうる。しかしながら、路面モデルがガウス分布から多少逸脱し、推定平面に対する凹の程度と凸の程度が同一でない環境に対しては性能が低下することが予想される。そこで本手法では、式 (2) のように有効モデル領域内の点群の peak to peak の値を凹凸の走行可否判定指標とすることで、路面がガウス分布から逸脱した際の手法の堅牢性を高めている。

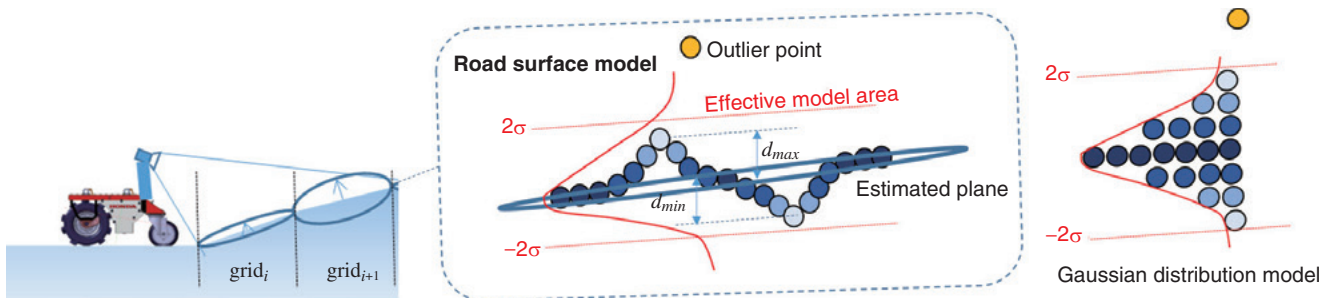


Fig. 1 Road surface model based on Gaussian distribution

走行可否判定指標は, T_1, T_2 を用いて,

$$traversability = T_1 \cdot T_2 \quad (3)$$

と定義する. $traversability = 1$ ならば走行可能, 0 ならば走行不可能である.

2.2. 障害物を含む地形での走行可否判定

走行路面上の障害物を Fig. 2 (a) のようにモデル化する. 実際のロボットでは3次元平面モデルを用いているが, ここでは簡略化して2次元の直線モデルを用いて説明する. 同モデルでは, 障害物を, 一辺の長さが l のグリッドで区切られた走行路面に対して, 高さ h の凸部分が占有率 α の割合で存在しているものとして表現する. すなわち, h と α の値を変えることにより, 段差などの障害物を表現できる. 本節では, 同障害物モデルを含む路面に対して, 路面の分割グリッドのサイズを適切に設定すれば, 前節で示した走行可否判定手法をそのまま適用することができることを示す.

そのためにまず, グリッドの分割サイズについて最適化が必要である理由を具体例を用いて示す. Fig. 2 (a) で示した障害物モデルを含む路面に対して, 2.1. 節の (2) (a) の手順によって推定される, 分散が最小の理想的な代表平面は Fig. 2 (b) のようになる. $\theta_{lim} = 25 \text{ deg}$, $h_{lim} = 0.05 \text{ m}$ の走行性能を有するロボット (以降, 同走行性能を有するロボットをロボット A と呼称する) が, 同障害物を含む路面モデルに対して走行可否判定を行うことを考える. Fig. 3 は, グリッド一辺の長さ $l = 0.05 \text{ m}$ のときに同グリッドを $\alpha = 0.25$ の割合で占有する高さ $h = 0.03 \text{ m}$ の障害物を認識したときの判定図である. 式 (1) において, $\theta = 33.1 \text{ deg} > 25 \text{ deg}$ より $T_1 = 0$, 式 (2) において $d_{max} - d_{min} = 0.0251 < 0.05$ より $T_2 = 1$ なので, 式 (3) より, $traversability = 0$ である. よって, 本来は十分に踏破可能な障害物であるのにも関わらず, 走行不可能と判定していることが分かる. 同事象は, 路面モデルを代表平面で表現する手法全般で生じうる事象で, グリッドサイズが小さいと, 路面が障害物を含んだ時に代表平面の傾きが急になることが原因である. 同事象によって, ロボットの走行性能に基づく踏破可能な障害物高さと走行可否判定の結果の間にかい離が生じ, ロ

ボットの走行可能領域が減少する. 一方で, グリッドサイズが大きくなると, それに伴って路面の分解能が低くなるため, ロボットの運動に制約が生じる. したがって, 障害物を含む路面の走行可否判定においては, これらの問題を生じさせないように, 走行可否判定のかい離が最も少なくなるようなグリッド分割手法が必要である.

提案手法は, そのようなグリッド分割手法を確立した. 上述した走行可否判定の誤りは, グリッドサイズに応じて, 走行可否を分かたず障害物の高さが増え, 同高さが実際のしきい値 h_{lim} とかい離するため生じる. そこで, θ_{lim} , h_{lim} の走行性能を有するロボットが, グリッドの一辺の長さ l で周辺路面を認識し, 2.1. 節で示した走行可否判定手法を行うとき, グリッドの占有率 α の障害物に対して, ロボットが内部で走行不可能と判定する高さを $h_{internal}(\alpha, l)$ と定義する. 導出方法は後述するが, 例えば, Fig. 3 に示した例の場合, このロボットが内部で走行不可能と判定するしきい値は, $h_{internal}(0.25, 0.05) \approx 0.015 \text{ m}$ であり, 設定したしきい値 $h_{lim} = 0.05 \text{ m}$ との間に乖離がある. これにより, 上述した通り, $h_{internal}(0.25, 0.05) < h < h_{lim}$ の範囲にある高さ $h = 0.03 \text{ m}$ の障害物に対する走行可否判定について誤判定が生じる.

$h_{internal}(\alpha, l)$ の導出方法は, 下記に示す Algorithm 1 によって表現できる.

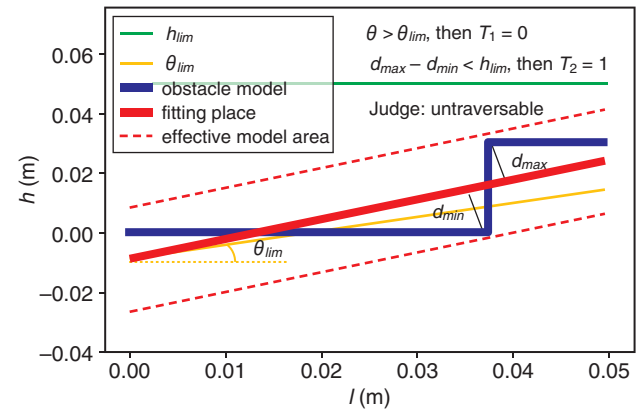


Fig. 3 Example of incorrect estimation result ($l = 0.05 \text{ m}$, $\theta_{lim} = 25 \text{ deg}$, $h_{lim} = 0.05 \text{ m}$)

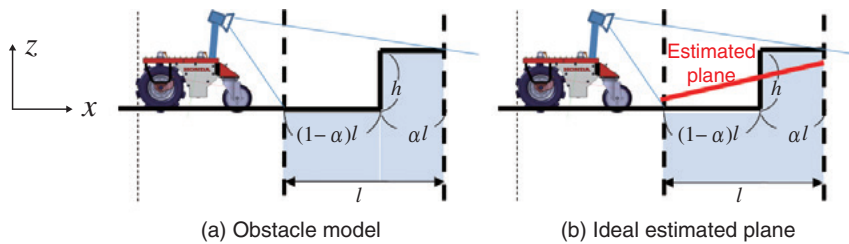


Fig. 2 Definition of obstacle model and traversability estimation of obstacle

Algorithm 1: $h_{internal}(\alpha, l)$

```

1  $h \leftarrow \text{null}; \text{traversability} \leftarrow \text{True}$ 
2 while traversability do
3    $h \leftarrow h + \Delta h;$ 
4   traversability  $\leftarrow \text{Judge}(\theta_{lim}, h_{lim}, l, \alpha, h);$ 
5 return  $h;$ 

```

ここで、 $\text{judge}(\theta_{lim}, h_{lim}, l, \alpha, h)$ は、本節で定義した l, α, h によって表現される障害物モデルに対して、2.1. 節で示した走行可否判定手法を、 θ_{lim}, h_{lim} をしきい値として有するロボットに適用した時の走行可否判定結果を返す関数である。

l がある値をとるとき、高さ h の障害物について、 $h < \min_{\alpha} h_{internal}(\alpha, l)$ ならば必ず走行可能、 $\max_{\alpha} h_{internal}(\alpha, l) < h$ ならば必ず走行不可能、 $\min_{\alpha} h_{internal}(\alpha, l) < h < \max_{\alpha} h_{internal}(\alpha, l)$ ならば α の値によって走行可否が変化する。

ここで、 l がある値をとるとき、 $\min_{\alpha} h_{internal}(\alpha, l) \approx h_{lim}$ となる場合を考える。このとき、 $h < h_{lim}$ の障害物に対しては走行可能、 $\max_{\alpha} h_{internal}(\alpha, l) < h$ の障害物に対しては走行不可能と正しく走行可否判定をすることができる。一方で、 $h_{lim} < h \leq \max_{\alpha} h_{internal}(\alpha, l)$ の障害物に対しては走行不可能であるのにも関わらず、 α の値によっては、走行可能と誤判定する場合がある。しかしながら、走行可否判定の更新周期が十分ならば、ある路面を一度走行可能と判定しても、ロボットが移動し、 α の値が変化する過程で、走行不可能と修正することができる。したがって、 $\min_{\alpha} h_{internal}(\alpha, l) \approx h_{lim}$ を満たすようなグリッドの辺の長さ l を設定すれば、ロボットは、走行性能に基づいて設定した h_{lim} を満たしながら、路面の走行可否判定を行うことが可能である。

そこで、式 (4) のような目的関数 $J(l)$ を定義し、式 (5) のように、 $J(l)$ を最小化する l をグリッドの 1 辺の長さとして与える。

$$J(l) = h_{lim} - \min_{\alpha} h_{internal}(\alpha, l) \quad (4)$$

$$l = \arg \min J(l) \quad (5)$$

ただし、式 (5) は下記の制約下での解とする。

$$h_{lim} - \min_{\alpha} h_{internal}(\alpha, l) > 0 \quad (6)$$

式 (4)、(5) により、 $\min_{\alpha} h_{internal}(\alpha, l) \approx h_{lim}$ が成立するので、上述した通り、ロボットは走行性能に基づいて設定したしきい値 h_{lim} を守りながら走行可否判定をすることができる。式 (6) は、ロボットがしきい値 h_{lim} を守ることができる範囲で、路面の分解能を最も高くする役割を果たす。

例えば、ロボット A について同手順（ただし、 $\Delta h = 0.001$ m としている）を当てはめると、目的関数は Fig. 4 のようになり、式 (5)、(6) より、 $l = 0.21$ m が求まる。

以上より、Fig. 2 (a) のように定義された障害物モデルに対して、本節で示したグリッドサイズ l の制約を与えれば、2.1. 節に示した自然地形における走行可否判定と同じ手法で、障害物の踏破可否判定を行うことができる。以上の手法をまとめると、Fig. 5 のようになる。

なお、式 (6) の制約の下では、 $\min_{\alpha} h_{internal}(\alpha, l)$ がロボットが内部で走行不可能と判定するしきい値となるため、実用的には同値が許容できる値の範囲内であれば、 l は必ずしも式 (5) によって決定する必要はなく、式 (5) の解近傍の切りの良い数値を用いればよい。

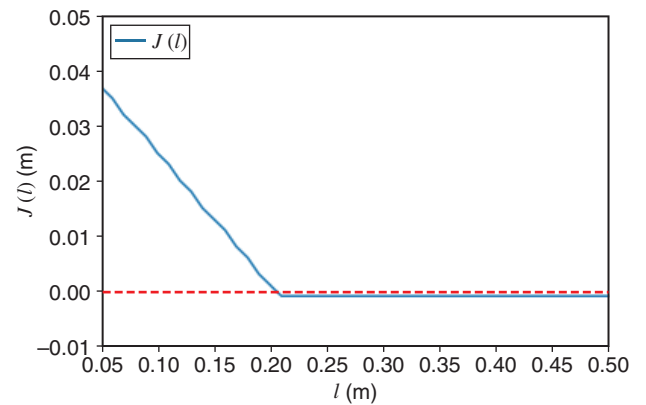


Fig. 4 Objective function of grid size optimization ($\theta_{lim} = 25$ deg, $h_{lim} = 0.05$ m)

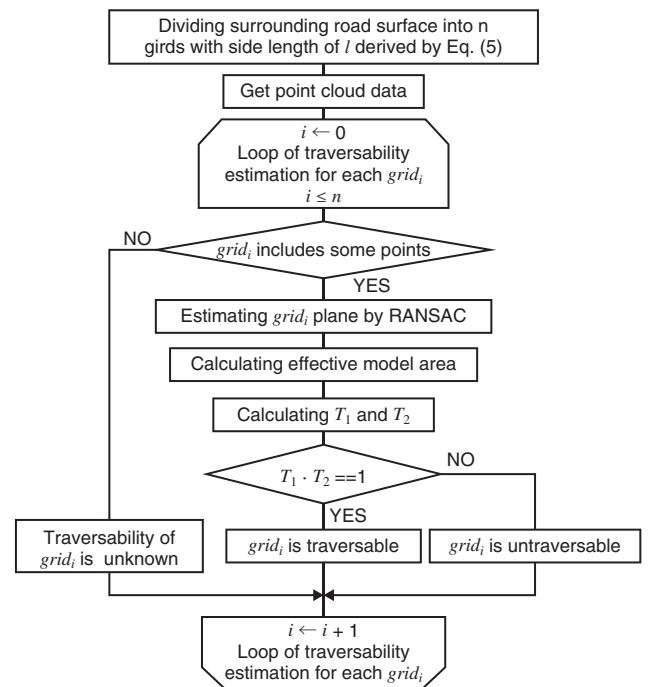


Fig. 5 Flowchart of proposed method

3. 実験条件

2章で示した提案手法の有効性を検証するにあたり、用いたロボットを Fig. 6 に示す。このロボットはステレオカメラを搭載しており、前方のカメラで路面の点群を取得することができる。ロボットの走行性能を示す各しきい値は、 $\theta_{lim} = 25 \text{ deg}$, $h_{lim} = 0.05 \text{ m}$ の固定値とした。同じしきい値は、路面に対する車輪のグリップ力が十分に得られることを仮定し、同条件下で車輪の半径を考慮して算出した。

グリッドサイズ最適化手法の有効性検証には、平坦な路面に設置した角材を用いた。この角材は、ロボットが走破不可能な障害物高さのしきい値よりもわずかに低く、横幅 0.31 m, 縦幅 0.04 m, 高さ 0.04 m とした。

屋外不整地環境におけるロボットの走行可否判定手法の有効性検証には、Fig. 7 に示すような砂利道や芝面、木やその幹、突起上の障害物や傾斜などを含む屋外不整地環境を用いた。Fig. 7 の中央の図は模式図であるが、実環境における芝面や舗装路などの路面属性ごとの割合は模式図の面積比とほぼ一致している。斜面はいずれも不整地路面であり、傾斜角はおおよそ 5 deg から 40 deg の範囲内で一様ではなく、走行可能な傾斜角の領域と、走行不可能な傾斜角



Fig. 6 Test robot with stereo camera

の領域が混在していた。芝面は高さが 0.05 m 未満であり、走行可能領域であった。一方で芝上の障害物や木々はいずれも高さが 0.05 m よりも大きく、走破不可能領域であった。砂利道はおおよそ高さ 0.04 m 以下の石で敷き詰められており、多くの部分は走行可能領域であったが、石が密集し重なっている部分は高さが 0.05 m を超えていたため、走行不可能領域である。なお、Fig. 7 の環境は濡れた路面や砂場などのような車輪のグリップ力が低下する路面は含まず、いずれの路面も車輪のグリップ力が十分に得られる環境であった。以上のように実験環境として設定した Fig. 7 の環境は、屋外不整地環境の網羅性を完全に満たすものではないものの、ロボットが走行可能となる領域、不可能となる領域のいずれも含む多様な属性の路面をもった環境であった。

4. 結果と考察

4.1. グリッドサイズ最適化手法の有効性検証

2.2. 節に示したグリッドサイズの最適化手法の有効性を検証した。まず3章に示したロボットの走行性能に対して同最適化手法を適用し、グリッドの辺の長さを $l = 0.20 \text{ m}$ とした。3章で述べた通り、 θ_{lim} , h_{lim} は固定値を用いるので、グリッドの辺の長さ $l = 0.20 \text{ m}$ も固定値である。なお、このときのロボットが内部で走行不可能と判定するしきい値は $\min_{\alpha} h_{internal}(\alpha, 0.20) = 0.047 \text{ m}$ である。これに対して $l = 0.10 \text{ m}$ の場合を比較対象とし、2.1. 節で示した手法による走行可否判定結果を比較した。路面に設置した角材に対して、 $l = 0.10 \text{ m}$, $l = 0.20 \text{ m}$ の2パターンについて走行可否判定を行った。その結果を Fig. 8 に示す。矢印の向きは、各グリッドの代表平面の法線ベクトルの向きを示し、矢印の色は Table 1 の定義の通りである。

角材の高さは h_{lim} より低いため、同角材を含む路面は、

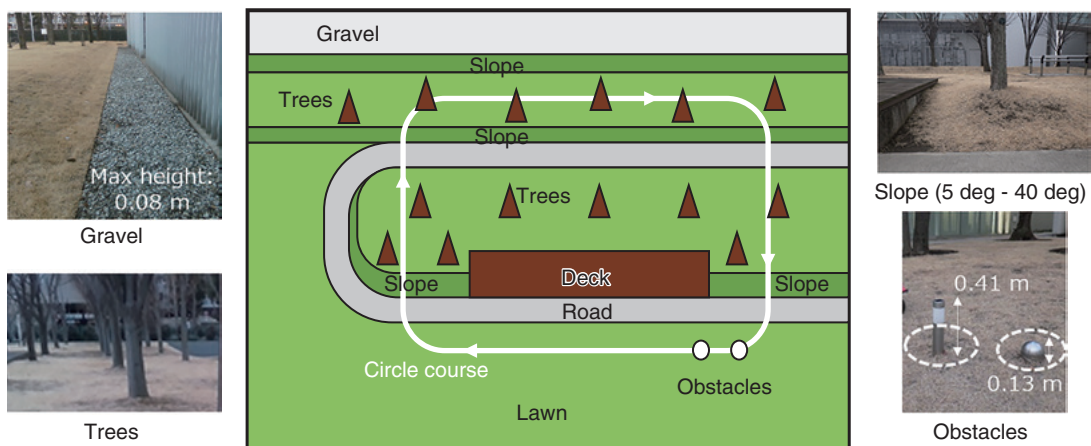


Fig. 7 Test environment

Table 1 Definition of arrow color

	$T_2 = 0$	$T_2 = 1$
$T_1 = 0$	Clear Red	Red
$T_1 = 1$	Clear Black	Green (traversable)

本来は走行可能であるが、 $l = 0.10$ m の場合においては、Fig. 8 (a) に示したように、角材を含むグリッドの代表平面の傾きが、ロボットの登坂可能な傾斜のしきい値を上回ることによって $T_1 = 0$ となり、結果として同路面が走行不可能と判定された。これより、路面の走行可否判定について、同路面をグリッド分割し、同グリッドの推定平面の傾きを走行可否判定の要素として用いる手法については、グリッドのサイズを適切に規定しなければ走行可否判定に誤りが生じることが分かった。一方で $l = 0.20$ m の場合においては、同様の事象は起こらず、Fig. 8 (b) に示したように、同角材を含む平面は、走行可能な路面として正しく判定された。さらに、角材を動かすことにより、グリッドにおける角材の占有率を小さくしたり、複数の角材を並べることで、同占有率を大きくしたりしても、判定結果は変わらず、角材を含む路面が走行可能な路面として正しく判定された。以上より、2.2. 節で示したグリッドサイズの最適化手法の有効性が示された。

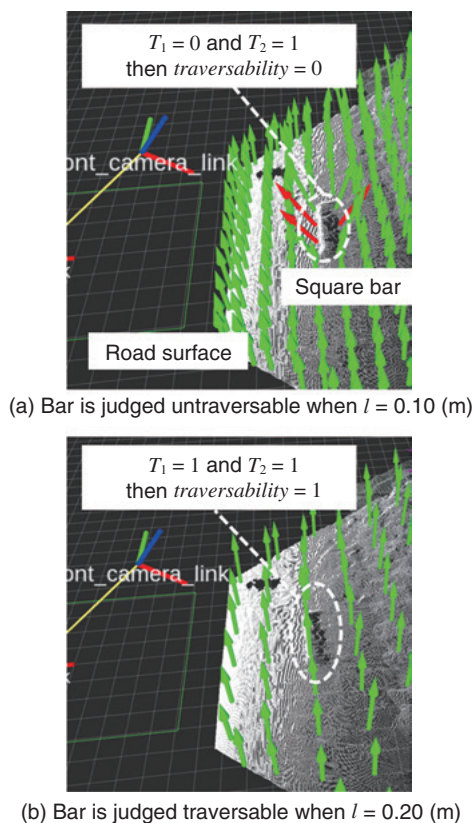


Fig. 8 Grid size optimization

4.2. 屋外不整地環境における提案手法の有効性検証

Fig. 7 に示す環境において、提案手法の有効性検証を行った。グリッドの一边の長さは、前節に倣って固定値の $l = 0.20$ m とした。

自然地形における走行可否判定結果の一例を Fig. 9 (a), (b) に示す。(a) は Fig. 7 中の斜面を、(b) は砂利道を、それぞれ認識した図である。Fig. 9 (a) には、走行可能と判定された緑の矢印の領域と、式 (1) の指標より走行不可能と判定された赤い矢印の領域が存在している。緑の領域の傾斜は 24° 、赤い領域の傾斜は 31° であり、およそ $\theta_{lim} = 25^\circ$ を境に斜面の走行可否判定ができたと考えられる。

Fig. 9 (b) は、凹凸の高低差が約 0.04 m の路面に対しては、走行可能と判定された緑の矢印が存在している。一方で、凹凸の高低差が約 0.08 m の路面に対しては、Clear Black の矢印が存在していることから、式 (2) で走行不可能と判定できたことが分かる。

Fig. 7 中に示す周囲コースにおけるロボットの自律走行実験では、ロボットは傾斜や芝地などの自然地形の走行可否判定に加え、木やその幹、Fig. 7 中に示した障害物を含む路面の走行可否判定 [Fig. 9 (c)] をしながら、 0.85 m/s の速度で同周囲走行を行うことができた。

今後は、(1) 手法の適用環境の網羅性の検証を目的とした、様々な形状や大きさを有する障害物を含む環境におけるテストや、(2) 手法の堅牢性の検証を目的とした、センサーの計測ノイズの出やすい環境におけるテスト、(3) 手法の利便性の検証を目的とした、様々なロボットを用いた走行可否判定テストなどを実施することによって、手法の有用性を引き続き検証していく。

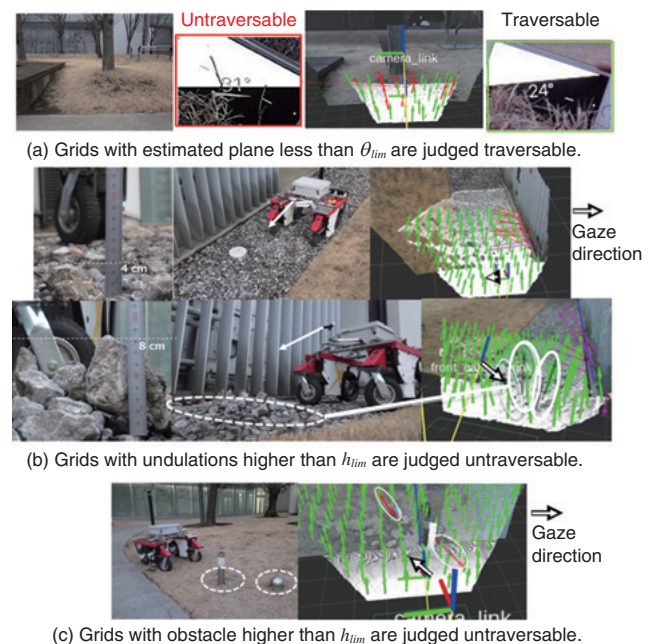


Fig. 9 Result of traversability estimation

5. 結論

本稿では、ロボットが周辺路面をモデル化し、同モデルに対して走行可否判定を行う手法を提案した。提案手法は、路面モデルの要素として推定平面を使用する多くの既存手法が抱える、障害物計測時の路面モデルの不適切性についての課題に対して、周辺路面のグリッド分割に制約を与えるという解決方法を示した。これにより、路面を平面でモデル化することの妥当性を担保することができ、提案手法は同点で新規性を有している。

また、同手法は、理論的に計測点群の外れ値や最大最小値付近のノイズに対して堅牢であり、手法に必要なパラメータはロボットの踏破可能な障害物高さ h_{lim} 、上り下り可能な最大傾斜角度 θ_{lim} のみに基づいて決定されることから、特定の実機に依存しない利便性の高い手法であると言える。

今後は、手法の適用環境や適用するロボットについての網羅性の検証や、同手法の堅牢性の検証などを実施し、手法の有用性を引き続き検証していく。

6. おわりに

最後に、本研究の展望について述べる。提案手法は、ロボットの走行性能を表す θ_{lim} , h_{lim} の値から、ロボットの周辺路面を分割する際のグリッドサイズを決定し、同路面に対して走行可否判定を行うものである。したがって、本研究では対象外とした路面の物性や状態に基づく θ_{lim} , h_{lim} の推定ができれば、ロボットが路面の情報から動的に θ_{lim} , h_{lim} を変えながら、それに応じてグリッドのサイズを適切に変更し、走行可否判定を行うことができるようになることが予想される。このような手法の拡張によって、提案手法の適用環境の網羅性はさらに向上し、より汎用性の高い走行可否判定手法が実現されと考えている。

参考文献

- (1) Duckett, T., Pearson, S., Blackmore, S., Grieve, B.: Agricultural robotics: the future of robotic Agriculture, UK-RAS White Papers, EPSRC UK-Robotics and Autonomous Systems Network, (2018)
- (2) Suger, B., Steder, B., Burgard, W.: Traversability analysis for mobile robots in outdoor environments: a semi-supervised learning approach based on 3d-lidar data, In: Proceedings—IEEE international conference on robotics and automation, p. 3941–3946, (2015)
- (3) Chavez-Garcia, R. O., Guzzi, J., Gambardella, L. M., Giusti, A.: Image classification for ground traversability estimation in robotics, Proc. 18th Int. Conf. Adv. Concepts Intell. Vision Syst., p. 325–336, (2017)
- (4) Chavez-Garcia, R. O., Guzzi, J., Gambardella, L. M., Giusti, A.: Learning ground traversability from simulations, IEEE Robot. Autom. Lett., vol. 3, no. 3, p. 1695–1702, (2018)
- (5) Hirose, N., Sadeghian, A., Vázquez, M., Goebel, P., Savarese, S.: Gonet: A semi-supervised deep learning approach for traversability estimation, Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robots Syst., p. 3044–3051, (2018)
- (6) Hirose, N., Sadeghian, A., Xia, F., Martín-Martín, R., Savarese, S.: Vunet: Dynamic scene view synthesis for traversability estimation using an RGB camera, IEEE Robot. Autom. Lett., vol. 4, no. 2, p. 2062–2069, (2019)
- (7) Bekhti, M. A., Kobayashi, Y.: Regressed Terrain Traversability Cost for Autonomous Navigation Based on Image Textures, MDPI. applied sciences. Vol. 10, no. 1195, (2020)
- (8) Schilling, F., Chen, X., Folkesson, J., Jensfelt, P.: Geometric and visual terrain classification for autonomous mobile navigation, 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), p. 2678–2684, (2017)
- (9) Bogoslavskyi, I. Vysotska, O., Serafin, J., Grisetti, G., Stachniss, C.: Efficient traversability analysis for mobile robots using the kinect sensor, European Conference on Mobile Robots (ECMR), (2013)
- (10) Škoda, J.: 3D Navigation for Mobile Robots, (2017)
- (11) Fischler, M. A., Bolles, R. C.: Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, Communications of the ACM, 24(6):381–395, (1981)
- (12) Braun, T., Bitsch, H., Berns, K.: Visual terrain traversability estimation using a combined slope/elevation model, in LNCS, vol. 5243, (2008)
- (13) Chilian, A., Hirschmuller, H.: Stereo camera based navigation of mobile robots on rough terrain, Intell. Robots and Systems (IROS), p. 4571–4576, (2009)
- (14) Ye, C., Borenstein, J.: A Method for Mobile Robot Navigation on Rough Terrain, Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation, p. 3863–3869, (2004)
- (15) Tanaka, Y., Ji, Y., Yamashita, A., Asama, H.: Fuzzy Based Traversability Analysis for a Mobile Robot

on Rough Terrain, Proceedings of the 2015 IEEE
International Conference on Robotics and Automation,
p. 3965-3970, (2015)

■ 著 者 ■



日高真太郎



根木教男