

# 環境モニタリングロボットを用いた夜間森林環境モニタリングにおける SegNet を用いた環境認識と 3 次元マップ生成に関する研究

金子 丈朗<sup>†</sup> 大和 淳司<sup>‡</sup> 石井 裕之<sup>†</sup> 大谷 淳<sup>†</sup> 高西 淳夫<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 早稲田大学創造理工学部 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

<sup>‡</sup> 工学院大学情報学部 〒192-0015 東京都八王子市中野町 2665-1

E-mail: <sup>†</sup> t.kaneko1122@akane.wasda.jp

**あらまし** 本稿は、害獣による農作物の被害やクマによる人的被害が社会的問題となっていることを踏まえ、その原因となっている里山の管理者不足を自律移動型の環境モニタリングロボットで補うことを想定している。本研究ではロボットにより夜間の森林環境をモニタリングし、領域推定を行ったラベル付き 3 次元マップが生成可能であるか検討する。ロボットに積載されている RGB-D カメラから得られる IR 画像を夜間の森林環境に特化した CNN でクラス分類し、デプス画像と重ねることで 3 次元マップを生成した。生成された 3 次元マップを評価するために、領域推定が行われた推定ラベル画像の Accuracy を算出し領域推定精度を検証した。また、生成された 3 次元マップの位置精度を検証するために実環境と 3 次元マップの、機体とランドマーク間の距離の誤差率を算出することで比較検討した。これらの結果から夜間において、森林環境の領域推定を行ったラベル付き 3 次元マップ生成が可能であるという見通しを得た。

**キーワード** Deep Learning, SegNet, Point Cloud, 3D map, IR image, SLAM, OctoMap

## 1. はじめに

日本の国土面積は、国土地理院による調査より約 38 万 [km<sup>2</sup>][1]だとわかっている。そして、林野庁の調査によると国土面積の約 66[%]にあたる 25 万 [km<sup>2</sup>][2] を森林が占めているとされている。

森林の中でも、農地や雑木林など人の手により整備されている森林地帯を里地里山と呼ぶ。多様な生態系を有し、食料や木材など自然資源の供給、良好な景観形成など人間に様々な恵みをもたらしている。また、野生動物が生息している奥山と人間が住む人里との中間に位置している里地里山は整備が行き届いているため、野生動物が身を隠せる場所がなく近寄ってこない。そのような緩衝帯的機能も有している[3][4]。奥山、里地里山、人里の分類を下図 1 に示す。

しかし、人口の都市集中に伴う地方の過疎化により管理が行き届いていない里地里山が存在する。それが原因で、野生動物が住む奥山と人間が住む人里との境界が曖昧となり、人里に野生動物が出現し、農作物を荒らすなどの被害が発生している。農林水産省の調査では平成 22 年度から令和元年度にかけての被害額が 150 億円前後の推移となっている[5]。

毎年多くの農林業従事者が野生動物の進入により苦しめられていることがわかる。

また、最近ではクマによる人的被害も増加傾向にあることが環境省のデータ[6]からも読み取れる。原因はやはり里地里山の管理不足であると考えられている。今後、これらの被害を抑制するためにも積極的な里地里山の管理が必要である。また、里地里山を管理する

上で、その環境の動植物の生態を把握するために定期的なモニタリングが必要になる。積極的なモニタリングを行うことで里地里山に生息する動植物の分布を把握し、効果的な保全活動へとつなげることができるためだ。

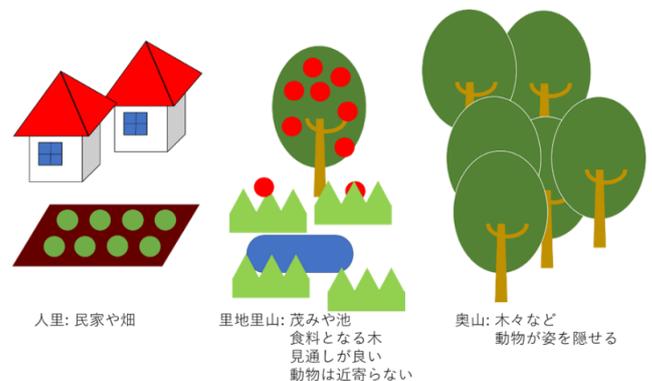


図 1 奥山、里山、人里の分類

しかし、実際に人が森林へ侵入し生態把握のために、昼夜問わず長時間にわたるモニタリングを行うことは難しい。また、カメラを設置する定点観測などの手法もあるが、モニタリング領域が広範囲になった場合、設置する人手や機材購入費、維持費等が新たに問題となる。そこで、人間に代わり自律移動型のロボットによるモニタリングを行うことが求められている。

我々は、早稲田大学高西淳夫研究室が開発した自律移動可能な環境モニタリングロボット WAMOT(Waseda Animal Monitoring Robot) を用いて森林環境のモニタリングを可能にするための要素研

究を進めている。WAMOT は走行時、路面状態(土, アスファルト, 芝)によって消費電力が変わることが田中らの研究によりわかっている[7]。消費電力を考慮した最適な経路計画を行うためには、WAMOT が路面の状態を認識しなければならない。また自律走行を可能にするためには障害物回避のための障害物の認識も行わなければならない。これらを可能にするために深層学習を利用した領域推定が必要であると考えられる。金子らは、この領域推定を行った森林環境の3次元マップ生成を行っている[8]。しかし、昼間を前提とした研究が進められてきたため、夜間のモニタリングに関しては研究されていない。里山に生息する動物には夜行性の動物もあり、夜間の森林環境のモニタリングも必要であると考えられる。そのため、本研究の目的は、夜間においてもWAMOTによる走行を行い森林環境の3次元マップが生成可能かを検証することである。提案手法として、赤外線カメラより得られた画像に対して、SegNet[9]と呼ばれるネットワークモデルを用いた深層学習を行う。夜間森林環境の領域推定を行った推定画像と、デプスカメラ(KinectV2)より得られた深度画像を使用し、推定情報を反映した3次元点群を生成し、計算簡略化のためボクセル化を行い、3次元マップとして出力する手法を提案する。

## 2. 環境モニタリングロボット WAMOT

本章では本研究で使用するモニタリングロボット WAMOT について述べる。

### 2.1. WAMOT の概要

WAMOT は森林環境に生息する動物の生態や、その動物が生息している森林環境をモニタリングするために開発された自律型のロボットである。下草が繁茂している地面、海岸や砂丘などの砂地、積雪した地面等を走破可能である。不整地走行のロボットとして、Boston Dynamics が開発した RHex[10]が挙げられるが、WAMOT は自由度を取って低くすることで、容易な制御と高い走破性能を実現している。

WAMOT の仕様、特徴について述べる。本研究で用いている WAMOT の外観を図 2 に、寸法を図 3 にそれぞれ示す。

4 つの車輪がついており、左前輪、左後輪のように片側前後が同じ駆動をする機構となっている。また、左前輪と右後輪にそれぞれモータが付いており、4 つの車輪を制御している。車輪の形状は 2 点切り欠き、6 点切り欠き、正円などがあり交換が可能である。

本研究で用いた WAMOT に搭載されているセンサの役割について述べる。一覧を表 1 に示す。



図 2 WAMOT の外観

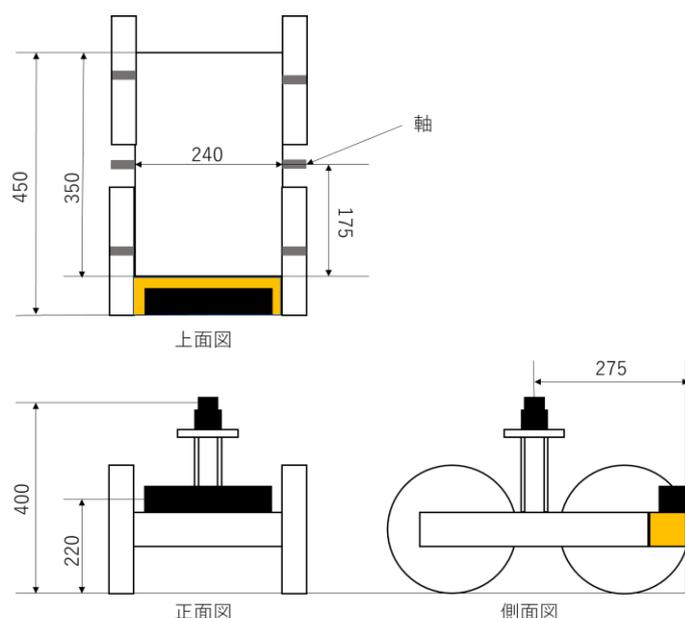


図 3 WAMOT の寸法

表 1 WAMOT に積載されているセンサ一覧

センサ	型式	メーカー
エンコーダ	MR-Type M	Maxon
IMU	MPU6050	InvenSense
LiDAR	URG-04LX-UG01	北陽電機
RGB-D カメラ	Kinect v2	Microsoft

モータエンコーダから車輪の回転数を取得し、おおまかな走行距離を算出している。

IMU からは、WAMOT の Yaw 軸回転方向の角度を算出し、WAMOT が現在向いている方向を取得している。使用している IMU のモデルは TDK InvenSense 社の MPU6050 である。地磁気を用いた 9 軸の IMU が開発されているが、WAMOT に積載すると周囲の電子機器により誤差が生じてしまうため 6 軸の IMU を使用している。

LiDAR は機体と水平方向にレーザを放射し、遠距離にある物体までの距離を測定するセンサであり、本研究では森林内での機体の自己位置を推定する際の 2

次元点群データとして利用する。レンジは距離 0.02[m]から 5.6[m], 範囲 240° である。

RGB-D カメラも同様に自己位置推定時の 3 次元点群データの 1 つとして利用する。また, RGB-D カメラから得られ 3 次元点群データは 3 次元マップ生成時の環境の形状(木や路面の状態)を再現する際にも使用する。レンジは距離 0.6[m]から 3.5[m], 範囲は 70° である。

### 3. 関連研究

森林環境の 3 次元マップ生成の関連研究として金子らの研究が挙げられる[8]。森林に特化したデータセットを作成し SegNet による領域推定を行っている。分類するクラスは空, 木, 茂み, 下草, 土, アスファルト, 人工物, 自然物の 8 クラスである。分けられたクラスを 3 次元点群に反映させることでラベル付きの 3 次元マップを生成している。また, 領域推定の精度を向上させるために点群情報から物体の曲率を推定し, 障害物か路面かを分け, その後, SegNet による推定を行う手法を提案している。路面は点群が平面上に広がるため曲率が小さくなり, 障害物(木, 茂み, 人工物(電柱など), 自然物(石, キリカブなど))では立体的に点群が広がるため曲率が大きくなる性質を利用している。

金子らが提案したラベル付きの 3 次元マップ生成の手法は WAMOT が取得する RGB 画像とデプス画像をもとに生成されている。しかし, 夜間の森林環境の領域推定を行う場合, RGB 画像は使用できない。そのため上記提案手法では夜間の森林環境の認識とラベル付き 3 次元マップ生成は困難であるといえる。

### 4. 提案手法

図 4 に提案手法の全体システムの概要を示す。まず, RGB-D カメラから得られる赤外線画像(以下 IR(Infra Red)画像)を CNN により Leaf, Tree, Bush, Grass, Ground, Concrete, Artificial (Garbage, Utility pole, and so on), Nature (Stone, Stump, and so on), sky, の 9 クラスにラベル付けを行う。同じく RGB-D カメラから得られるデプス画像と組み合わせることでラベル付きの 3 次元点群を生成する。また, LiDAR, IMU, Wheel odometry の情報とラベル付き 3 次元点群の情報を組み合わせ, SLAM による自己位置推定を行う。自己位置推定の情報とラベル情報を OctoMap[11]に与えることでラベル付きの 3 次元ボクセルを生成する。このシステムを WAMOT が動く度に繰り返すことで, モニタリング箇所に応じた森林環境の 3 次元マップが完成するというシステムである。

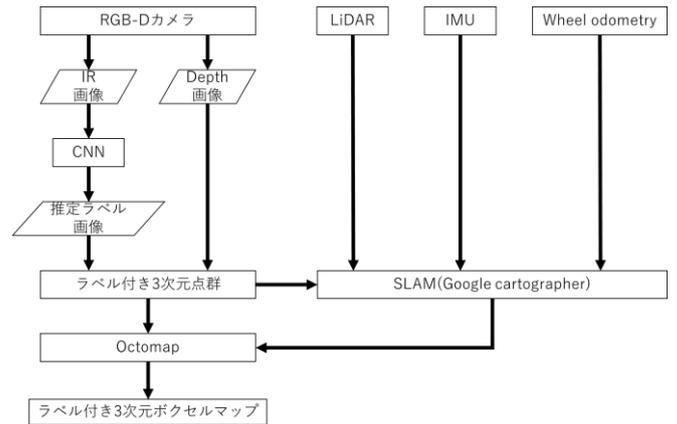


図 4 提案手法の全体システムの概要図

### 5. 結果と考察

提案したシステムにより生成された 3 次元マップの精度を検証するために, 環境認識の領域推定精度と, 3 次元マップの位置精度という 2 つの評価軸で評価, 検証を行った。以下にそれぞれ行った実験と考察を述べる。

#### 5.1. 夜間森林環境の領域推定精度検証

##### 5.1.1. 実験条件

学習器のデータセットには, IR カメラで撮影された森林の画像が必要である。本来であれば WAMOT に積載されている状態の Kinectv2 (IR 画像も撮影可)を用いたデータ収集が必要である。しかし, 該当時期は, 新型コロナウイルスの世界的流行と感染拡大が危惧されていたため, WAMOT による複数人でのデータ収集が困難であると考え, 小型の IR カメラを購入しデータを収集した。

使用したカメラはブロードウォッチ社製の SEC-WTIRTV-720P モデルである。撮影場所は栃木県矢板市の県民の森一帯と, 埼玉県北本市であり, 計 7 地点で動画撮影を行った。撮影した 100 枚のデータを, フリップ(左右反転)とクロップ(4 箇所)を用いて 1000 枚に増やした。そのうちの 900 枚をトレーニングデータ, 100 枚をテストデータとし Cross validation で評価を行った。

##### 5.1.2. 実験結果

学習器を通して得た推定ラベル付き画像から Accuracy を算出することで, 各ラベルの認識精度と全体の認識精度(Over all Accuracy), 障害物クラス(Tree, Bush, Artificial, Nature を統合したもの)の認識精度を評価する。

障害物クラスを精度として算出する理由を述べる。自律的な走行を実現するためには, WAMOT がスタックを回避することが最も優先されるべき事項だと考えられる。木に衝突することや, 茂みに侵入することは,

機器の故障や機体のスタックへと繋がる。そのため木や茂みなどの障害物を認識することが必要であると考え、精度として算出している。

結果を表 2 から表 5 に示す。また入力画像(IR 画像)と推定ラベル画像、正解画像を図 5 に示す。また表 6 に各クラスとラベルの色の対応を示す。

表 2 各クラスの Acc[%] ①

Class	Leaf	Tree	Bush	Grass	Ground
Acc[%]	44.3	60.7	71.9	13.4	29.6

表 3 各クラスの Acc[%] ②

Class	Concrete	Artificial	Nature	Sky
Acc[%]	8.20	3.46	5.38	0.00

表 4 全クラスの Acc[%] (Over all Acc)

Class	Total
Over all Acc[%]	44.0

表 5 障害物クラスの Acc[%]

Class	Obstacle
Obstacle Acc[%]	66.8

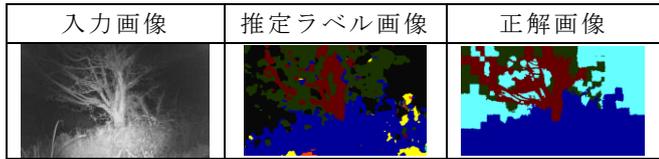


図 5 出力結果の例

表 6 各クラスと色の対応

Class	Leaf	Tree	Bush
Color	Dark Green	Dark Red	Blue
Class	Grass	Ground	Concrete
Color	Orange	Yellow	Grey
Class	Artifact	Nature	Sky
Color	Purple	Green	Cyan

### 5.1.3. 考察

#### (i)推定不可能領域と Sky クラスについての考察

図 5 の推定画像を見ると存在しない黒色 (R = 0, G = 0, B = 0) のラベルが出力されていることがわかる。この色は推定が不可能だった場合に出力される色である。また、表 3 と図 5 から、Sky クラス(水色のラベル)が推定画像には一切存在せず、Acc が 0[%]となっている。このことから、推定不可能領域は Sky クラスが大半を占めると推測できる。

正解画像を作成する際、Sky クラスで塗っている部分は、元々物体が映っていないため輝度値が低いこと

は明らかである。そのため、特徴量の算出が難しく、SegNet が推定できていないという仮説が立てられる。実際にランダムに抽出した 100 枚の推定ラベル画像に対して推定不可能領域と、その推定ラベル画像に対応する正解ラベル画像の Sky クラスで色を塗った部分を輝度値を x 軸、ピクセル数を y 軸に定義されるヒストグラムとして可視化し比較した。図 6 に Sky と推定不可能領域を重ね合わせたヒストグラムを示す。

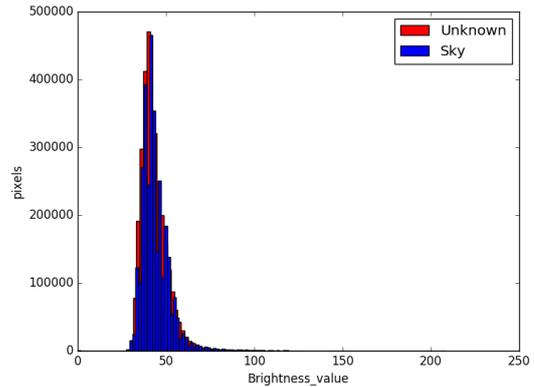


図 6 Sky と推定不可能領域のヒストグラム

図 6 のヒストグラムから、Sky クラスと推定不可能領域が同じような分布であることがわかる。さらに、70 付近までの輝度値帯に多くの点が分布していることから、やはり Sky クラスの輝度値が小さく一様であるため、特徴量が算出できず、クラスを推定できないということの原因となっていると考えられる。

これらを踏まえると、領域推定を正確に行う場合、輝度値が低く、正解も曖昧な部分はラベルを振り分けられない処理が必要であると考えられる。そのため閾値を設けるルールベースの解決法を新たに提案する。

図 6 のヒストグラムを正規分布と見立て図 7 で示すように 最もピクセル数が多い輝度値は 41 付近を中心と考え、輝度値の最小値 27 から輝度値 55 までを切断する。よって閾値を 55 と定め、輝度値 55 以上の画素のみで再度各クラスと全体クラスの精度を検証した。表 7 から表 10 に結果を示す。

表 7 閾値ありの各クラスの Acc[%] ①

Class	Leaf	Tree	Bush	Grass	Ground
Acc[%]	41.8	62.5	74.6	13.6	28.8

表 8 閾値ありの各クラスの Acc[%] ②

Class	Concrete	Artificial	Nature	Sky
Acc[%]	9.64	4.54	7.94	0.00

表 9 閾値ありの全クラスの Acc[%] (Over all Acc)

Class	Total
Over all Acc[%]	55.7

表 10 閾値ありの障害物クラスの Acc[%]

Class	Obstacle
Obstacle Acc[%]	69.7

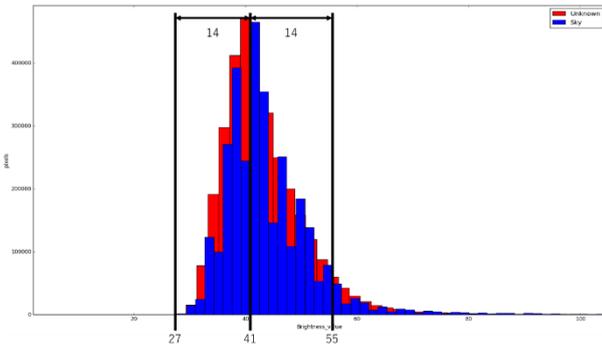


図 7 拡大したヒストグラムと閾値選定方法

閾値を定めた場合、Leaf と Ground 以外のクラスは精度が上昇し、Over all Accuracy は 11.6[%] 上昇した。また障害物クラスも 2.89[%] 上昇している。

また、閾値を定めた場合、閾値以下に障害物があり、障害物クラスを振り分けることができず機体が衝突してしまうリスクがあるか考察した。

森林内で想定される障害物である木、茂み、石、キリカブ、コンクリートの壁が夜間の人工灯のない場所でどのような輝度値帯となるのか、5[m]、10[m]、15[m]、20[m]ごとに撮影し調査した。表 11 に結果を示す。

表 11 IR カメラで撮影した障害物の輝度値

	木	茂み	コンクリートの壁	キリカブ	石
5[m]	105.5	118.6	90.7	144.2	153.1
10[m]	73.3	82.1	84.3	77.8	103.7
15[m]	42.6	39.4	51.3	54.5	52.5
20[m]	31.9	34.0	38.2	54.0	34.6

この結果から閾値を 55 と設定したとしても、輝度値 55 以下の障害物は少なくとも機体から 15[m] 離れた場所にあると考えられ、障害物との衝突のリスクは少ないと考えられる。

### (ii) 障害物クラスについての考察

自律的なモニタリングを行う上で障害物クラスの認識は非常に重要である。本節では、障害物クラスの正解とならなかったラベルが、どのクラスに推定されたのかを調査し、考察する。表 12 に障害物クラスの推定内訳を示す。

表 12 障害物クラスの推定内訳

Pred \ True	Tree[%]	Bush[%]	Artificial[%]	Nature[%]
Leaf[%]	8.01	5.97	19.9	15.9
Tree[%]	61.8	9.81	13.8	17.9
Bush[%]	23.6	74.4	40.6	41.6
Grass[%]	1.71	4.03	2.66	3.52
Ground[%]	1.54	3.73	3.89	2.10
Concrete[%]	0.320	0.548	2.07	0.560
Artificial[%]	0.0170	0.0682	4.39	0.785
Nature[%]	0.0582	0.0804	0.762	7.64
Sky[%]	0.00	0.00	0.00	0.00
Unknown[%]	3.00	1.41	12.0	10.1

表 12 より障害物クラス内の誤推定は、他の障害物クラスに付与されていることがわかる。危惧される誤推定として、障害物クラスを Ground クラスや Grass クラスなどの WAMOT が走行可能な路面クラスと認識してしまうパターンがあるが、本研究では、そのパターンが比較的少ないことが示されたといえる。

## 5.2. 3次元マップ生成の位置精度検証

### 5.2.1. 実験条件

実環境で WAMOT が置かれた初期位置から、ランドマークとなる木 4 本との距離を測定し、生成した 3 次元マップと比較することで位置精度を検証した。実環境での測定を理論値とし、3 次元マップ内での距離を実験値とする。その誤差率を評価指標とする。

3 次元マップの測定には、ROS の 3D 可視化アプリケーションである rviz の measure という、可視化された点群などを測定できるツールを用いて測定する。

### 5.2.2. 実験結果

WAMOT に実際の夜間森林環境を走行させた実環境と初期位置とランドマークの平面モデル図を図 8 に示す。赤い矢印が、WAMOT が進んだ道筋であり、数字が記入されている青丸がランドマークとなる木を表している。また結果を表 13 に、生成された 3 次元マップを図 9 にそれぞれ示す。

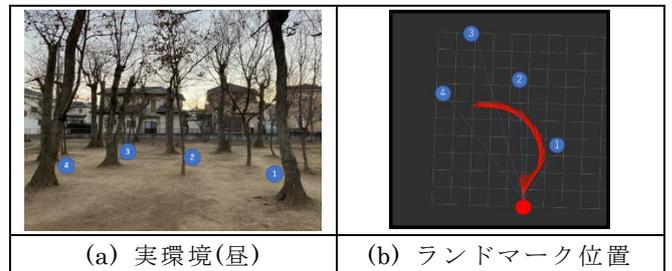


図 8 実環境とランドマーク位置

表 13 各地点の理論値と実験値

観測地点	理論値[m]	実験値[m]	誤差率[%]
①	4.45	4.40	0.0112
②	7.43	7.47	0.00538
③	10.4	10.4	0.00
④	7.32	7.32	0.00

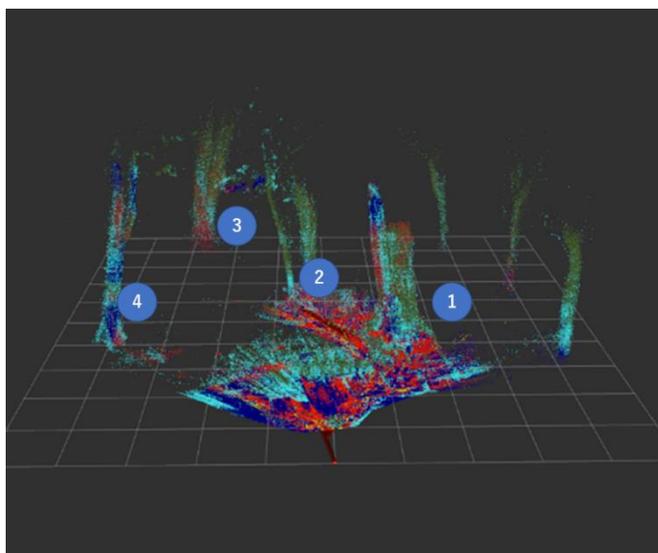


図 9 夜間森林環境の 3 次元マップ

### 5.2.3. 考察

位置精度としては誤差率が最大で 0.01[%]となっており、非常に小さいことから良い結果だったといえる。この結果から夜間森林環境においても 3 次元マップの生成が可能であるという見通しを得た。

## 6. 結論

本論文では夜間の森林環境の 3 次元マップを生成するためのシステムを提案した。システムの精度を環境認識の領域推定精度と、3 次元マップの位置精度という 2 つの評価軸で精度を検証した。

領域推定検証では推定ラベルの Accuracy を算出することで精度を検証した。RGB 画像とは違い、IR 画像では推定不可能領域が多く発生することがわかった。その原因は IR 画像の性質上、輝度値が低い部分が多く発生してしまうためであった。輝度値が低い部分は正解も曖昧なため、輝度値に閾値を設けるというルールベースと DNN によるハイブリッド手法により全体精度を向上させることができた。また、閾値以下の障害物と衝突してしまう可能性に関しても、障害物の輝度値調査の結果から安全性は確保された。またスタックの原因となる障害物クラスを路面クラスと誤推定してしまうパターンも抑制されていることがわかった。これらのことから、夜間での IR カメラを用いた森林

環境の認識は可能であるという見通しを得た。

また、3 次元マップの位置精度検証においては、夜間の森林環境を実際に WAMOT を走行させ、実環境の WAMOT 初期位置からランドマークの距離と生成されたマップの WAMOT 初期位置からランドマークの距離を比較することで検証した。その結果最大誤差率が 0.01[%]と非常に小さいことがわかった。この結果から森林環境の 3 次元マップ生成が可能であるという見通しを得た。

## 文 献

- [1] 国土交通省国土地理院, "令和 2 年全国都道府県市区町村別面積調", [online] Available : <https://www.gsi.go.jp/KOKUJYOHO/MENCHO-title.htm>. [16/1/2021].
- [2] 林野庁, "調査結果の概要(平成 29 年 3 月 31 日現在)", [online] Available: <https://www.rinya.maff.go.jp/j/keikaku/genkyou/h29/2.html>. [16/1/2021].
- [3] 長野県, "里山整備", [online] Available: <https://www.pref.nagano.lg.jp/yasei/documents/taisakutokansyoutai.pdf>[2/1/2021].
- [4] 環境省自然環境局自然環境計画課, "生物多様性保全上重要な里地里山, 里地里山と生物多様性", Available: [https://www.env.go.jp/nature/satoyama/s\\_eibutu.html](https://www.env.go.jp/nature/satoyama/s_eibutu.html)[2/1/2021]
- [5] 農林水産省, "全国の野生鳥獣による農作物被害状況について(令和元年度)", [online]. Available: [https://www.maff.go.jp/j/seisan/tyozu/higai/hogai\\_zyoukyou/attach/pdf/index-10.pdf](https://www.maff.go.jp/j/seisan/tyozu/higai/hogai_zyoukyou/attach/pdf/index-10.pdf)[16/1/2021].
- [6] 環境省, "クマに関する各種情報・取組", Available: <https://www.env.go.jp/nature/choju/effort/effort12/effort12.html>[16/1/2021]
- [7] K.Tanaka et al., "Design of Operating Software and Electrical System of Mobile Robot for Environmental Monitoring," Proc. the IEEE International Conf.on Robotics and Biomimetics, no.10.1109/ROBIO.2014.7 09059 0, pp. 1763 – 1768, Bali, Indonesia, Dec. 2014.
- [8] T. Kaneko, H. Fujimoto, M. Junya, T. Hayashi, J. Yamato, J. Ohya, "Applying Curvatures Estimated from 3D Point Clouds to Environment Recognition in Forests Using SegNet," 2C-4, IEVC2019.1
- [9] A. K. a. R. C. Vijay Badrinarayanan, "SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation," arXiv:1511.00561v3, 2016.
- [10] G. C. H. Kevin C. Galloway, X-RHex: A Highly Mobile Hexapedal Robot.
- [11] K. M. W. Armin Hornung, OctoMap: An Efficient Probabilistic 3D Mapping Framework Based on Octrees.