

国土技術政策総合研究所資料

TECHNICAL NOTE of
National Institute for Land and Infrastructure Management

No.1135

December 2020

UAV・AIを活用した港湾等のインフラ維持管理に関する 点検診断システム開発（その1）

里村大樹・辻澤伊吹・山本康太

Development of Inspection and Diagnosis System for Infrastructure Maintenance of Port and Harbor
Facilities Using UAVs and AI(Part-1)

SATOMURA Daiki, TSUJISAWA Ibuki, YAMAMOTO Kota

国土交通省 国土技術政策総合研究所

National Institute for Land and Infrastructure Management
Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism, Japan

国土技術政策総合研究所資料

TECHNICAL NOTE of NILIM

No. 1135 December 2020

編集・発行 ©国土技術政策総合研究所

本資料の転載・複写のお問い合わせは
〔 〒239-0826 神奈川県横須賀市長瀬 3-1-1
管理調整部企画調整課 電話:046-844-5019 〕
E-mail:ysk.nil-pr@gxb.mlit.go.jp

UAV・AIを活用した港湾等のインフラ維持管理に関する 点検診断システムの開発（その1）

里村大樹*・辻澤伊吹**・山本康太***

要 旨

港湾施設は高度経済成長期に整備され、建設後50年が経過して老朽化している施設が増加するほか、厳しい自然環境下に置かれていることから、より効率的・効果的な維持管理手法が求められている。近年、様々な分野・用途でUAVが活用されており、港湾分野においてもUAVを用いた点検の効率化が期待されるが、船舶や鋼構造物による電波の遮蔽など、港湾特有の課題がある。

国土技術政策総合研究所では、港湾管理者等のインフラ維持管理の効率化のため、UAV・AIを活用して港湾の施設を3Dデータ化し、施設変状を自動で抽出する「UAV・AIを活用した港湾施設等の点検診断システム」（変状抽出システム及び遠隔地画像伝送システム）の開発を行っており、本資料では当該システムの概要と開発状況をまとめた。

変状抽出システムは、三次元モデルの精度低下の要因となる海面部分を画像から除去したのち三次元モデル・オルソ画像を作成し、ひび割れ等の施設変状を抽出するものである。海面の除去に関して、機械学習モデルDeepLab V3+を用いて関東近郊及び沖縄の海面を学習させた結果、海面推定の検証データに対するmIOUは97.3%であった。施設変状抽出は、本資料ではひび割れ抽出についてまとめており、機械学習モデルFPCNetを用いてUAV空撮画像等を学習させた結果、検証データに対するF1 Scoreは90%以上であった。

遠隔地画像伝送システムは、港湾における船舶・鋼構造物による電波遮蔽や、海上伝搬による減衰等の影響を回避・軽減することを目的としている。使用予定の5.7 GHz帯について、港湾環境における周辺環境雑音は確認されなかった。また、製作した無線モジュールを用いて、非見通しにおいてマルチホップ映像伝送できることを確認した。

キーワード：UAV，ドローン，AI，港湾施設，点検診断，維持管理

* 沿岸海洋・防災研究部 主任研究官
** 沿岸海洋・防災研究部 沿岸防災研究室 研究員
*** 沿岸海洋・防災研究部 沿岸防災研究室長

Development of Inspection and Diagnosis System for Infrastructure Maintenance of Port and Harbor Facilities Using UAVs and AI (Part-1)

SATOMURA Daiki*
TSUJISAWA Ibuki**
YAMAMOTO Kota***

Synopsis

Since port facilities are exposed to severe natural environments, more efficient and effective maintenance methods are required. In recent years, UAVs have been used in various fields, and it is expected that inspections using UAVs will be more efficient in the port field as well. However, there are specific issues in port areas, such as shielding of radio waves by large ships or steel structures.

In order to improve the efficiency of infrastructure maintenance and management for port managers, the National Institute of Land and Infrastructure Management is developing an inspection and diagnosis system for infrastructure maintenance of port and harbor facilities using UAVs and AI. The system uses UAVs and AI to convert port facilities into 3D data, and the target of the system is the automatic extraction of facility deformations.

The system detects and removes the sea surface, which impairs the accuracy of 3D models, and then extracts facility deformations such as cracks. The evaluation index of sea surface detection was 97%. The index of extraction of facility deformations was 90% or more.

In addition, in order to avoid shielding of radio waves, we are developing a multi-hop remote image transmission system. Radio noise in the 5.7 GHz frequency band was not measured in port areas. We succeeded in multi-hop video transmission in a non-line-of-sight environment using radio modules that we built.

Key words: UAVs, drone, AI, port facilities, inspection and diagnosis, maintenance

* Senior Researcher, Coastal, Marine and Disaster Prevention Department

** Research Engineer, Disaster Prevention Division, Coastal, Marine and Disaster Prevention Department

*** Head of Disaster Prevention Division, Coastal, Marine and Disaster Prevention Department

目 次

1. はじめに	1
2. UAV・AI を活用した港湾施設等の点検診断システムの概要	1
3. 海面ノイズ処理	2
3.1 手法	2
3.2 機械学習モデルの学習	3
3.3 海面ノイズ処理まとめ・考察	8
4. 施設変状抽出	8
4.1 ひび割れ	8
5. 遠隔地画像伝送システム	12
5.1 5.7 GHz 帯の無人移動体画像伝送システム	12
5.2 開発仕様・目標	12
5.3 港湾における電波伝搬特性の測定・評価	12
5.4 無線モジュール製作, 特性評価	14
5.5 遠隔地画像伝送システムまとめ・今後の予定	16
6. まとめ・今後の開発予定	17
謝辞	18
参考文献	18
付録 A 海面ノイズ処理教師データの例	19
付録 B 施設変状抽出対象施設の垂直撮影写真	20
付録 C 施設変状抽出対象施設の三次元モデル	21
付録 D ひび割れ教師データの例	23

1. はじめに

港湾管理者等が維持管理しなければならない港湾施設は陸域・海域の広範囲に存在するが、今後、建設後50年以上経過する岸壁数の割合が2039年には約7割になると予想されているなど、維持・更新費用の増大が見込まれている（日本港湾協会，2020）。一方，2019年の職業別の有効求人倍率では，全職業の合計では1.45倍に対し，建設の職業で5.02倍，土木の職業で5.21倍，建築・土木・測量技術者で5.86倍（国土交通省，2020）と高い水準となっている。また，港湾の中長期政策「PORT 2030」（国土交通省港湾局，2018）において，「IoT・ロボットを活用したモニタリング等の点検業務の効率化・迅速化を進める等，官民連携により，維持管理業務における生産性の向上を推進する」ことが挙げられている。人的資源・財源が限られる中，より効率的かつ的確な施設の点検診断の実施が求められている。

このように港湾分野の維持管理においても生産性向上の動きがある中で，「港湾の施設の点検診断ガイドライン」（以下，「ガイドライン」という。）が2020年3月に一部変更され（国土交通省港湾局，2020），目視と同等に変状把握・劣化度判定できる場合，UAV（無人航空機．一般的にはドローンとも呼ばれる．）等の新技術による場合も目視とみなすと明示されたことで，UAVを含む新技術の活用がしやすくなった。

国土技術政策総合研究所（以下，「国総研」という。）沿岸海洋・防災研究部では，港湾管理者等のインフラ維持管理の効率化を図るため，「UAV・AIを活用した港湾施設等の点検診断システム」（以下，「点検診断システム」という。）の開発（以下，「本研究」という。）を行っている。本研究では，UAVで港湾施設を撮影し，AI（人工知能）による海面ノイズの自動処理等による港湾施設の高精度な三次元データ化を行い，ひび割れ等の港湾施設の変状（以下，「施設変状」という。）のAI等を活用した抽出を目標としている。また，作成した港湾施設の三次元データを維持管理データとして蓄積することで，過去に三次元データのストックがなかった港湾施設についてデジタルトランスフォーメーションを推進し，経年劣化の観測等による原因究明・課題解決への活用を実現させることを目的としている。本資料では，2. で開発中の点検診断システムの概要を，3. で海面ノイズ処理を，4. で施設変状抽出のうちひび割れを，5. では遠隔地画像伝送システムの開発内容について述べる。

2. UAV・AIを活用した港湾施設等の点検診断システムの概要

点検診断システムは，「変状抽出システム」「遠隔地画像伝送システム」の2つのシステムから構成され，ガイドラインにおける一般定期点検診断のうち，UAVにより空撮可能で目視で判断できる施設変状を対象とし，劣化度a，bに相当する施設変状を自動抽出することを目標としている。図-2.1に点検診断システムのイメージを示す。開発は2018年度から2021年度の4か年度で行っている。

変状抽出システムのイメージを図-2.2に示す。変状抽出システムでは，UAV空撮画像の入力から，海面ノイズ処理，点群データ作成，三次元モデル・オルソ画像作成，施設変状抽出，結果の出力を一連で行う。本研究におい

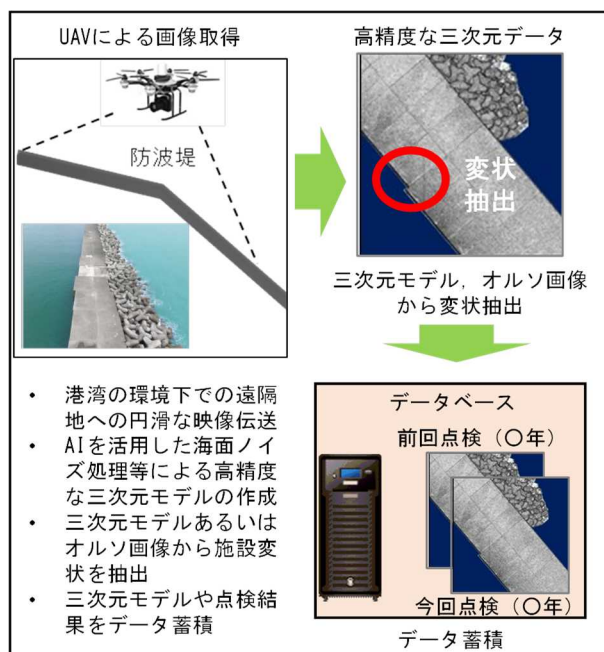


図-2.1 点検診断システムのイメージ

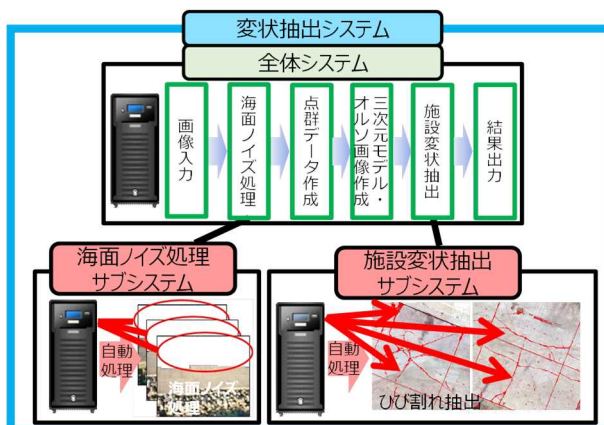


図-2.2 変状抽出システムのイメージ

て、海面ノイズ処理とは、取得した画像データから三次元点群データを作成する際に、三次元点群データの精度を下げる要因である海面部に対し、AIを用いて画像データから海面部を特定し除去（マスク）することをいい、施設変状抽出とは、三次元モデルやオルソ画像等から、AI等により施設変状を特定し抽出することをいう。変状抽出システムの対象としているのは、ガイドラインに劣化度の判定基準が示されている施設（防波堤等の外郭施設、岸壁等の係留施設等）、変状（ひび割れ、段差、目地の開き、欠損等）である。変状抽出システムの開発内容は、3. で海面ノイズ処理、4. で施設変状抽出について述べる。

遠隔地画像伝送システムのイメージを図-2.3に示す。港湾のターミナルや係留施設には、ガントリークレーンや船舶等の電波を遮蔽あるいは反射する構造物が存在し、また、電波が海上を伝搬する際には減衰するため、沖合に設置された防波堤等の施設をUAV空撮する際に、その状況をリアルタイムに把握することは困難である。また、港湾においては荷役の指示等のため2.4 GHz帯の無線LAN等により通信しており、当該周波数帯でUAVの操作や画像伝送を行うと、UAVの飛行や荷役に影響を与える可能性がある。こうした港湾の通信環境下における遠隔地への円滑な画像データ伝送のため、遠隔地画像伝送システムの開発を行っている。遠隔地画像伝送システムでは、防波堤等の陸上から離れた施設においても、安全性を確保し、かつ、リアルタイムで施設状況、異常箇所の確認・撮影を行うことで、効率的な施設点検が実施できるよう、構造物、船舶、海面等による電波の遮蔽や減衰等の影響を回避・軽減し、円滑な画像伝送を行うことを目標としている。開発内容は、5. にて述べる。

3. 海面ノイズ処理

UAVで撮影した港湾施設等の画像からSfM処理により三次元化する際に、絶えず動く海面が映り込んでいると、生成される三次元点群データの精度が低下する。したがって、施設の三次元点群データの精度を向上させるためには、撮影画像から海面を除去する必要がある。

3.1 手法

本研究では、海面ノイズ処理の手法として、画像内の物体クラスとその輪郭まで正確に推定するセマンティック・セグメンテーション（原田達也，2017）を採用した。機械学習モデルは、参考文献（Chen et al., 2018）で分類精度の指標mIOU (mean Intersection over Union)が最

も高かったDeepLab V3+を選定した（表-3.1）。表はセマンティック・セグメンテーション処理のベンチマークであるPASCAL VOC 2012テストセットに対する結果を比較したものである。表中のXceptionとは、モデルをより効率化させるために用いられるアーキテクチャであり、Xception-JFTとは、JFTデータセットによる事前学習を行ったXceptionモデルである。図-3.1に、IOUの計算方法を示す。mIOUとは、すべての画像の平均IOUを意味する。図中、TP(True Positive)は真の領域と予測された領域が一

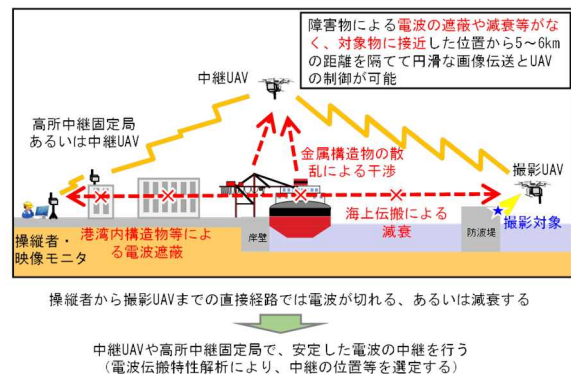


図-2.3 遠隔地画像伝送システムのイメージ

表-3.1 機械学習モデルのmIOU比較結果

Method	mIOU
Deep Layer Cascade (LC)	82.7
TuSimple	83.1
Large_Kernel_Matters	83.6
Multipath-RefineNet	84.2
ResNet-38_MS_COYO	84.9
PSPNet	85.4
IDW-CNN	86.3
CASIA_IVA_SDN	86.6
DIS	86.8
DeepLab V3	85.7
DeepLab V3-JFT	86.9
DeepLab V3+ (Xception)	87.8
DeepLab V3+ (Xception-JFT)	89.0

出典：Chen et al.(2018)より一部加工して作成

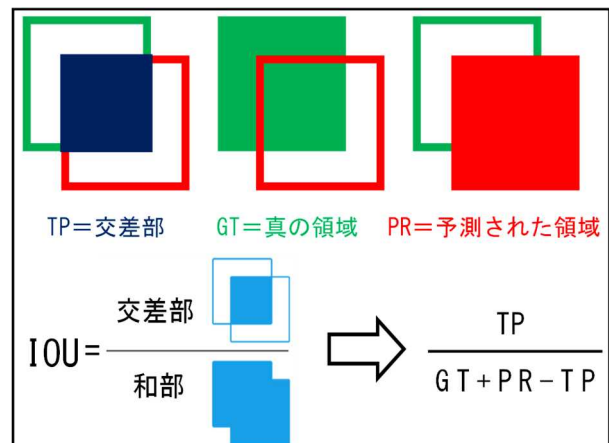


図-3.1 IOUの計算方法

致した領域（交差部）の画素，GT (Ground Truth)は真の領域の画素，PR (Prediction)は予測された領域の画素である．本研究では，分類は「海面部」「陸部」の2クラスとした．

3.2 機械学習モデルの学習

(1) 2018年度実施内容

a) UAV空撮

2018年度は，茨城港常陸那珂港区（図-3.2），川崎港（京浜港川崎区，図-3.3），鹿島港（図-3.4），清水港（図-3.5）にてUAV空撮を行い，海面ノイズ処理の機械学習用の画像を取得した．空撮実施日は以下の通り．

茨城港常陸那珂港区：2018年12月7日～同8日



(資料：地理院地図を加工して作成)
図-3.2 茨城港常陸那珂港区の撮影箇所



(資料：地理院地図を加工して作成)
図-3.3 川崎港の撮影箇所

川崎港：2018年12月12日～同16日
鹿島港：2018年12月6日～同10日
清水港：2018年12月14日
空撮に用いたUAVは，DJI社のMatrice 600（図-3.6），カメラはSony α7M IIIである．

b) 教師データ作成

UAV空撮にて取得した画像を用いて，機械学習のためのアノテーションデータ（画像領域にタグ付けしたデータ）を作成した．機械学習では，アノテーションデータと元画像（元データ）をセットにした教師データを機械学習モデルに入力する．作成した教師データの内訳を表



(資料：地理院地図を加工して作成)
図-3.4 鹿島港の撮影箇所



(資料：地理院地図を加工して作成)
図-3.5 清水港の撮影箇所

-3.2に示す。撮影した写真から78枚を選び、その内63枚を学習用データ、15枚を検証用データとした。使用UAV画像のサイズは幅7952画素×縦5304画素で、機械学習モデル用の入力画像サイズの制限（約521×521画素）を超えているため、各画像を20×20枚（1枚は約400×270画素）に分割（タイル化）して学習データと検証データに使用した。

アノテーションデータ作成の手順を表-3.3に示す。画像分割ツールを用いて、各教師画像を領域分割（セグメンテーション）処理を行い、画像にあるオブジェクトの領域をポリゴンとして出力する(②)。得られたポリゴンに対して、手で海と陸の領域にマージ（統合）し、また正確な海と陸の領域線に修正し（③）、ラスタ形式のTiff画像で出力した（④）。Tiff画像をさらに8ビット輝度値のPNG画像に変換した（⑤）。輝度値が1（黒色）の部分は海、輝度値が2（灰色）の部分は陸に対応している。作成した教師データの例を付録Aに示す。

c) 機械学習モデルの学習

作成した教師データを用いて、機械学習モデルを学習させた。主要パラメータを表-3.4に示す。図-3.7は、学習回数ごとのLoss（損失）変化を表す。Lossとは、与えられたパラメータを元に学習モデルから予測した結果と真の結果の誤差である。誤差が大きいとLossが大きくなる。Loss関数はCross Entropyを用いた。Cross Entropyによる損失Lは（式-3.1）で計算される。

$$L = -\sum_{i=1}^N y_i \ln P_i \quad (\text{式-3.1})$$

ここで、LはLoss、Piはモデルから予測した各クラスの確率、iはクラス、yは真値のラベル値、Nはクラス数を表す。各クラスの確率Piは、Softmax関数により計算した（式-3.2）。

$$P_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^N e^{x_j}} \quad (\text{式-3.2})$$



図-3.6 使用 UAV (Matrice 600)

表-3.2 作成した教師データの内訳

	学習用		検証用	
	元画像	タイル化	元画像	タイル化
茨城港 常陸那珂港区	17	6,800	3	1,200
川崎港	21	8,400	7	2,800
鹿島港	23	9,200	5	2,000
清水港	2	800	0	0
計	63	25,200	15	6,000

表-3.3 アノテーションデータ作成の手順

手順	入力・出力画像
① 画像の入力 (7952(横)×5304(縦)画素)	
② 画像分割ツールを用いて、画像にあるオブジェクトを自動的に領域分割し、ポリゴンファイルとして出力する。	
③ 細かい領域をそれぞれの項目（海、陸）にマージする。また、誤分割した境界線について修正する。	
④ 正確な海と陸の領域ポリゴンからラスタ形式のTiff画像に変換し出力する。	
⑤ 画像を8ビットの輝度値のPNGに変換し、アノテーション画像を生成する。輝度値が1である部分（黒）は海を表し、2である部分（灰色）は陸を表す。	

ここで、 x は予測のラベル値を表す。

機械学習モデルのLossは学習回数に従って約0.5に収束し、正常な学習が行われた(図-3.7)。得られた学習モデルに対して、6,000枚の検証データに対する推定結果のmIOUは97.29%であった。

d) 学習済みモデルによる海・陸の推定結果

得られた学習済みモデルを用いて、UAV空撮写真の海・陸推定を行った。鹿島港における推定結果の例を図-3.8に示す。波によって白くなっている海面も、海と判定されていることがわかる。

(2) 2019年度実施内容

2018年度に構築した機械学習モデルでは、関東近郊の海面のみで学習させており、その他の地域における海では海面の色が異なること等から、その場合は機械学習モデルによる海面推定の精度が低下することが想定された。海面ノイズ処理の適用範囲拡大のためには、海面の特性が異なる地域で海面データを取得することが必要である。そのため、2019年度は、透明度が高く海面下の根固めブロックやリーフが見える、沖縄県宮古島市の平良港においてUAV空撮画像データを取得し、機械学習モデルの再学習を行った。

表-3.4 学習の主要パラメータ

項目	値
学習回数(epoch)	30,000
pre-trained モデル	Xception_65
Atrous rates	(12,18,16)
Output stride	16
decoder output stride	4
train crop size	321
train batch size	16
learning rate	0.00025
learning rate Decay factor	0.1

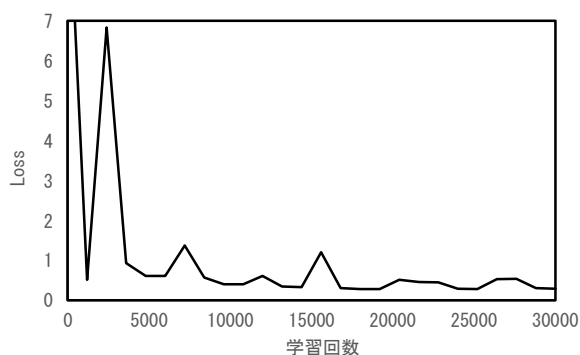
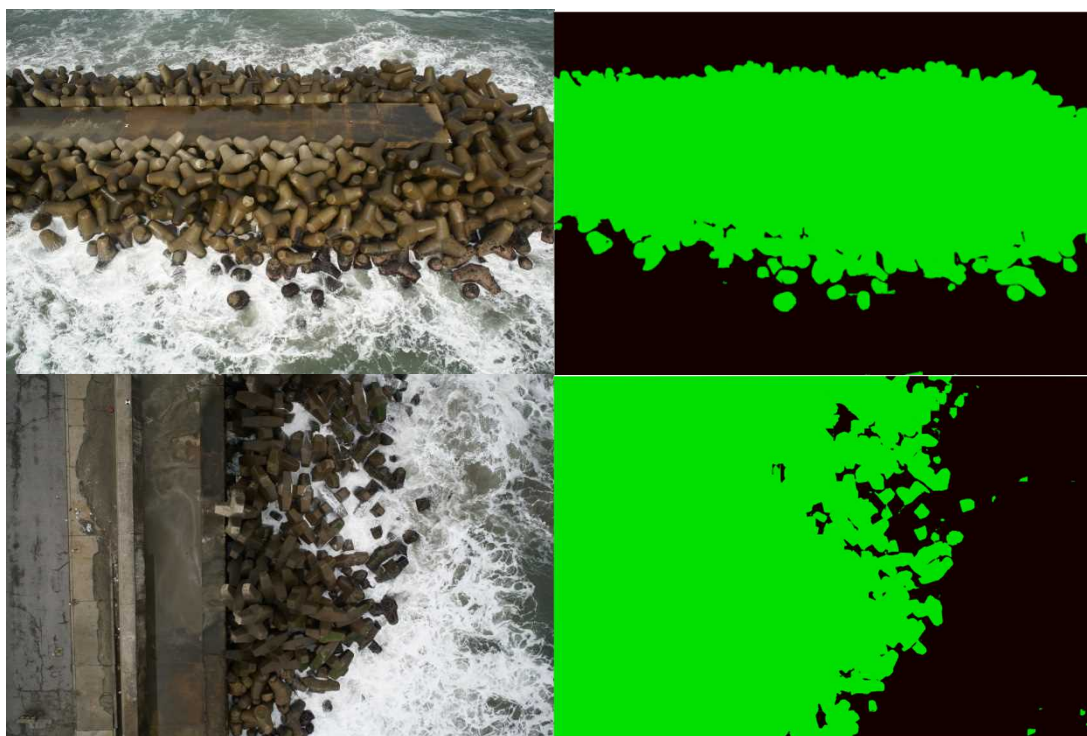


図-3.7 学習回数と Loss



左は UAV 空撮写真，右は推定結果。緑が陸部，黒が海面部。

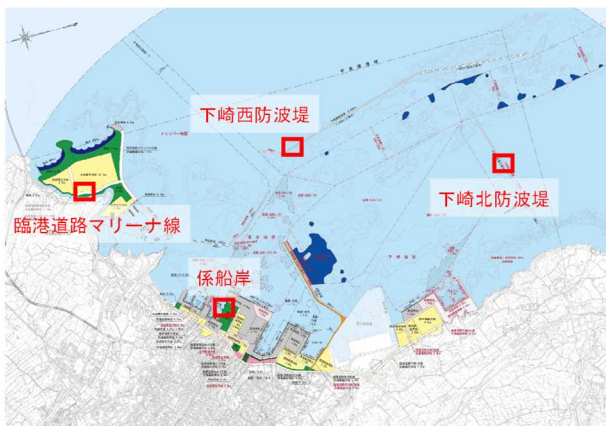
図-3.8 2018 年度学習済みモデルによる鹿島港の海・陸の推定結果

a) UAV空撮によるデータ取得

平良港においてUAV空撮を行い、画像データを取得した。撮影箇所を図-3.9に示す。下崎西防波堤の空撮画像から、海面ノイズ処理の教師データを作成した。図-3.10に、UAVによる下崎西防波堤の空撮画像を示す。なお、平良港では4.の施設変状抽出に使用する画像も同時に取得しており、図-3.9にはこれらの撮影箇所（下崎北防波堤、係船岸、臨港道路マリーナ線）も示す。空撮実施日は以下の通り（4.施設変状抽出の機械学習用データ取得にかかる撮影日を含む）。

平良港：2019年11月29日～同12月1日

空撮に用いたUAVは、DJI社のPhantom 4 RTKである（図



(資料：平良港港湾計画図を加工して作成)

図-3.9 平良港の撮影箇所

-3.11).

b) 2018年度学習済みモデルでの海・陸推定

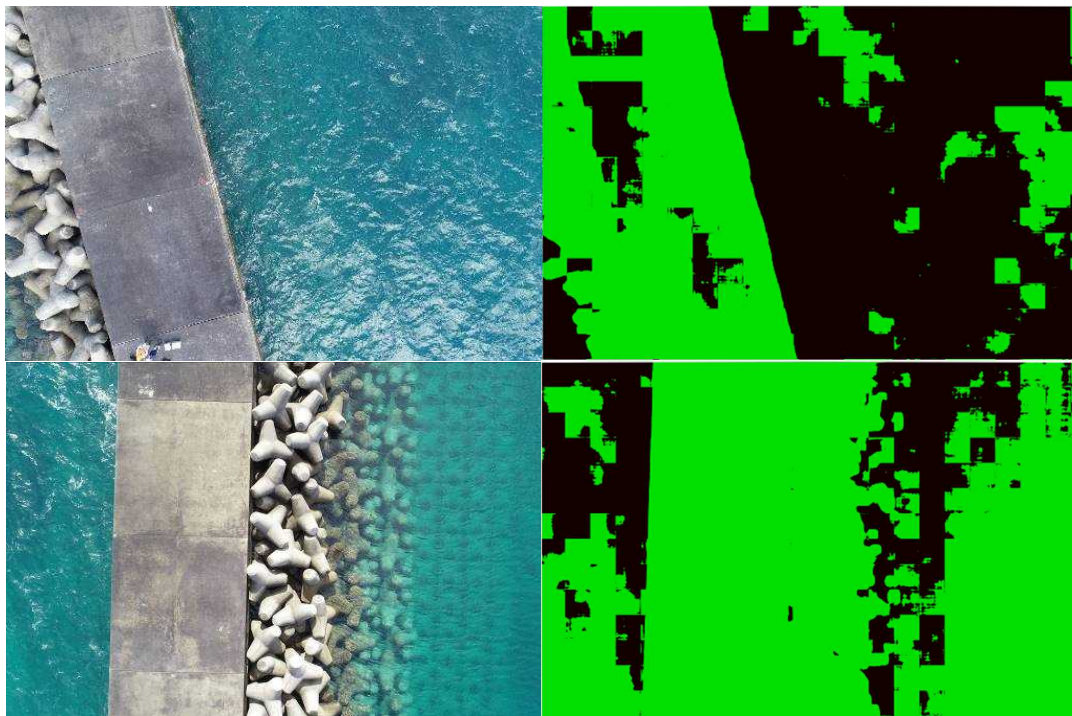
2018年度の学習済みモデルに対して、今年度撮影した画像に対する海・陸推定を行った。処理例を図-3.12に示す。2018年度に撮影した鹿島港での推定結果（図-3.8）



図-3.10 平良港下崎西防波堤（UAVによる空撮）



図-3.11 使用 UAV（Phantom 4 RTK）



左は UAV 空撮写真，右は推定結果．緑が陸部，黒が海面部．

図-3.12 2018年度学習済みモデルによる平良港の海・陸の推定結果

と比較すると、海面部と陸部の誤推定が著しい。

c) 機械学習モデルの再学習

2018年度に作成した教師データ25,200枚に2019年度に作成した教師データ2,000枚を追加し、機械学習モデルの再学習を行った。アノテーションデータの作成手順、機械学習モデルの学習に用いたLoss関数等は、2018年度と同様である。作成した教師データの内訳を表-3.5に示す。学習回数は10,000回であり、それ以外のパラメータは表-3.4と同じである。学習の結果、機械学習モデルのLossは約0.3に収束した(図-3.13)。正常な学習が行われたと言える。

学習を行ったモデルに対して、7,240枚(2018年度に作成の6,000枚+2019年度作成の1,240枚)の検証データに対する海・陸推定のmIOUは97.34%であった。

表-3.5 作成した教師データの内訳

用途	元画像	タイル化画像
学習用	15 枚	2,000 枚
検証用		1,240 枚

元画像のサイズは幅 5472 画素×縦 3648 画素、タイル化画像のサイズは約 312×312 画素。学習・検証には 2018 年度作成の教師データ(表-3.2)も使用。

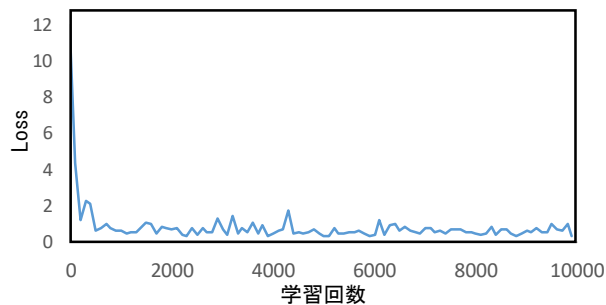
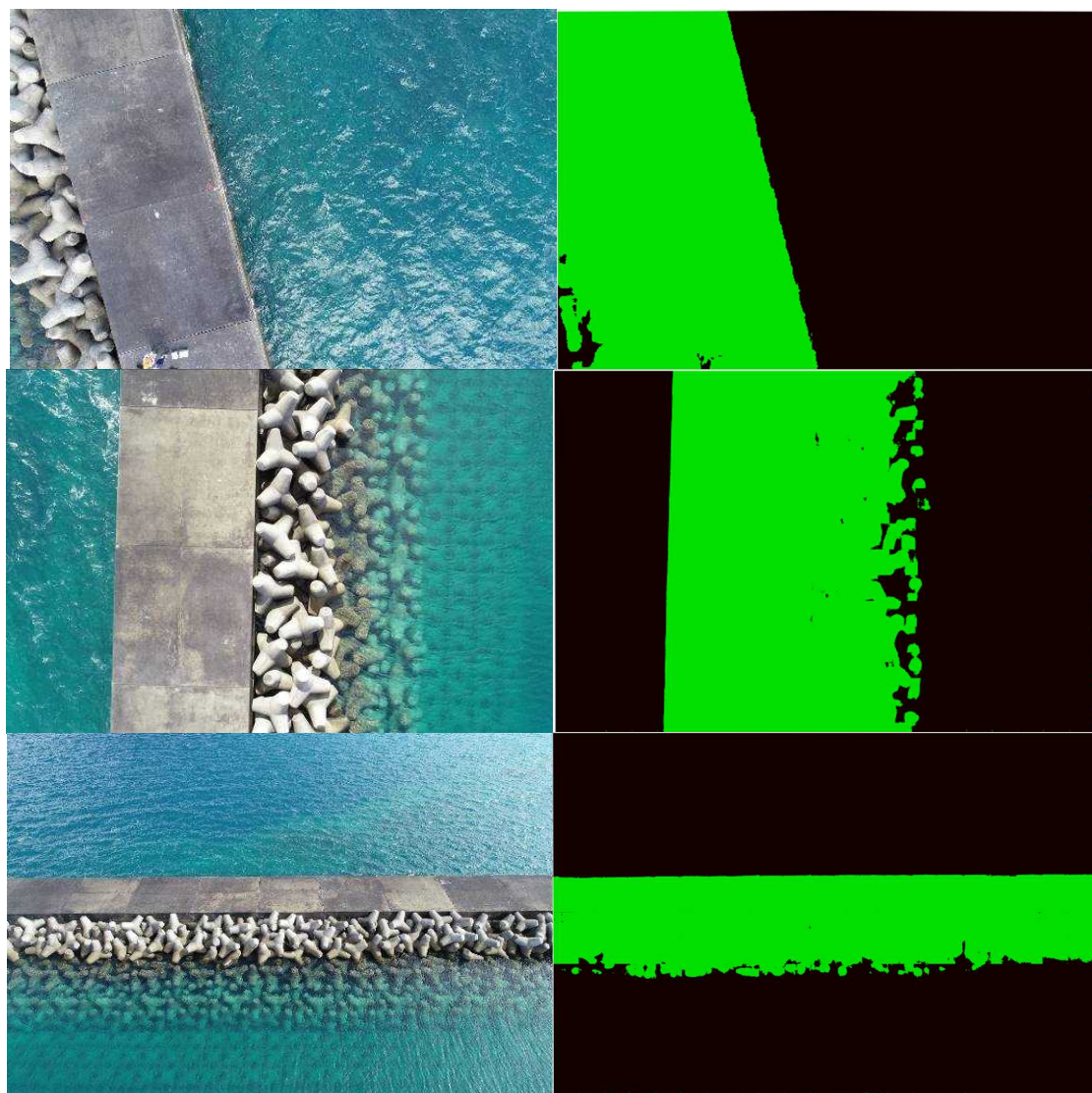
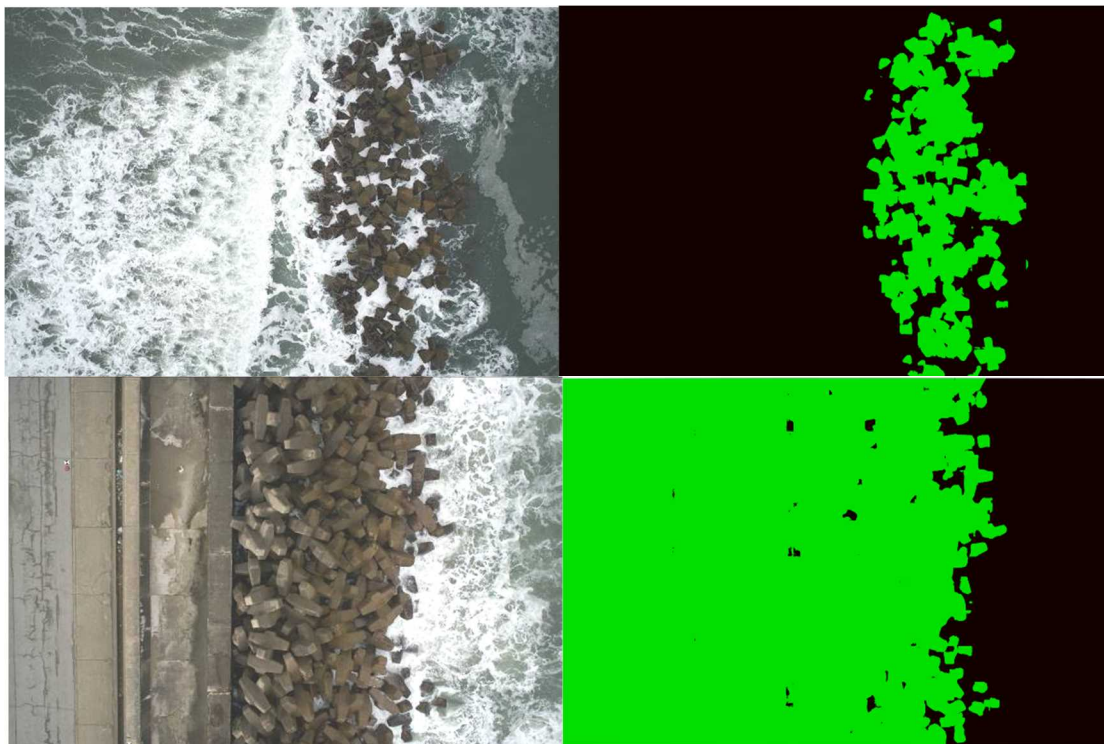


図-3.13 学習回数と Loss



左は UAV 空撮写真，右は推定結果。緑が陸部，黒が海面部。

図-3.14 2019 年度学習済モデルによる平良港の海・陸の推定結果



左は UAV 空撮写真，右は推定結果．緑が陸部，黒が海面部．
 図-3.15 2019 年度学習済モデルによる鹿島港の海・陸の推定結果

d) 再学習済みモデルによる海・陸推定結果
 再学習済みのモデルで，UAV空撮写真の海・陸推定を行った．平良港での推定結果の例を図-3.14に，鹿島港における推定結果の例を図-3.15に示す．いずれの推定結果も，おおむね正しく海・陸を判定していることがわかる．

3.3 海面ノイズ処理まとめ・考察

本研究では，機械学習のセマンティック・セグメンテーションのDeepLab V3+を用いて，UAV空撮画像から作成した教師データで学習し，画像から海・陸を推定した結果，mIOU 97.3 %であった．

なお，本手法の適用には注意点がある．具体的には，画像撮影時の角度や高度などの撮影条件をできるだけ一定にする必要がある．また，太陽の反射や天気なども撮影画像に影響することから，結果として抽出効果に影響する要因となりえる．また，現状では日本全国の海域や想定される気象・海象条件を網羅していないため，更なる教師データの整備とモデルの再学習が必要である．

4. 施設変状抽出

UAV空撮画像から三次元化したデータを基に，オルソ画像または三次元モデルから施設の変状を抽出する．変

状抽出システムの対象としているのは，ガイドラインに劣化度の判定基準が示されている施設，変状（ひび割れ，段差，目地の開き，欠損等）であり，補修の目安となる劣化度a, bを検出できることを目標としている．ひび割れ以外の変状抽出は現在開発中であるため，本資料では，ひび割れ抽出について述べる．

4.1 ひび割れ

(1) 手法

ガイドラインにおける劣化度判定基準の例として，ケーソン式防波堤の劣化度bの判定基準を表-4.1に示す．ひび割れの劣化度判定基準として，「複数方向に幅3 mm

表-4.1 ケーソン式防波堤の劣化度 b 判定基準

対象施設	点検診断項目の分類	点検診断の項目	点検方法	劣化度bの判定基準
ケーソン式防波堤	I類	移動	目視：水平移動量	隣接ケーソンとの間に側壁厚程度（40～50cm）のずれがある。
		ケーソンの劣化、損傷	目視：ひび割れ、剥離、損傷、欠損、鉄筋露出、劣化の兆候	複数方向に幅3mm程度のひび割れがある。
	II類	沈下	目視：目地ずれ、段差	隣接ケーソンとの間に数十cm程度の段差がある。
		上部工の劣化、損傷	目視：ひび割れ、損傷、欠損、劣化の兆候	幅1cm以上のひび割れがある。小規模な欠損がある。
II類	消波工	移動、散乱、沈下	目視：消波工の天端、法面、法肩等の変形、消波ブロックの移動や散乱	点検単位長に亘り、消波工断面が減少している。（ブロック1層未満）
	消波工	損傷、亀裂	目視：消波ブロックの損傷、亀裂、欠損ブロックの個数	aとcの中間的な変状がある（a:欠損しているブロックが1/4以上ある。c:欠損や部分的な変状があるブロックが複数個ある。）

ガイドラインより加工して作成

程度のひび割れがある」がある。そのため、本研究では、ひび割れ幅3 mm以上のひび割れを検出対象とした。ひび割れの幅をmm単位で判定するため、地上解像度(GSD) 1mmの空撮画像を取得した。

本研究では、UAV撮影画像から三次元モデルを作成し、そのオルソ画像に対して機械学習モデルによりひび割れ抽出することとした。空撮画像から画素（ピクセル）単位でひび割れを抽出するため、機械学習モデルFPCNet (Fast Pavement Crack Detection Network) (Liu, W. et al., 2019) を採用した。本モデルは、異なる幅とトポロジーのひび割れを素早くかつ頑健に抽出可能な、ひび割れ検出用の機械学習モデルである。また、Encoder-Decoder構造のEncoderにMulti-Dilation (MD) によるマルチサイズの対象物の検出、およびDecoderにSqueeze-Excitation Upsampling (SEU) によるひび割れのエッジ、パターン、テクスチャーなどの特徴情報をより強調して抽出できる。学習のための誤差Lを推定するためのLoss関数は、参考論文 (Liu, W. et al., 2019) で提示されたbinary cross entropy (BCE) +dice coefficient lossを使用した。計算式を式-4.1に示す。

$$L(Y^*, Y) = \underbrace{\frac{1}{N} \sum_{p \in N} (Y_p^* \cdot \lg Y_p + (1 - Y_p^*) \cdot \lg(1 - Y_p))}_{\text{BCE}} + \underbrace{1 - \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN}}_{\text{dice coefficient loss}} \quad \dots \text{(式-4.1)}$$

ここで、Y*は推定値、Yは真値、Nは画像内の全てのピクセルのセット、pはピクセル、TPはTrue Positive (真陽性：予測結果が正で、真のラベルが正と、正しく分類したデータ数)、FPはFalse Positive (偽陽性：予測結果が正で、真のラベルが負と、誤って分類したデータ数)、FNはFalse Negative (偽陰性：予測結果が負で、真のラベルが正と、誤って分類したデータ数) である。

学習したモデルの評価指標として Precision (精度あるいは適合率)、Recall (再現率) がある。計算式を式-4.2 に示す。

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad \dots \text{(式-4.2)}$$

上式からわかる通り、PrecisionはFN (偽陰性；抽出漏れ) に左右されず、RecallはFP (偽陽性；過抽出) に左右されない。また、PrecisionとRecallはトレードオフの関係にあるため (梅田, 2019)、本研究では、その両方を統合して評価するF1 Score (調和平均) を評価指標とした。F1 Scoreの計算式を式-4.3に示す。

$$F1 \text{ score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad \dots \text{(式-4.3)}$$

また、本研究では、勾配法 (誤差を最小になるようにする計算方法) はSGD (Stochastic Gradient Descent, 確率的勾配降下法) とした。

(2) UAV空撮によるデータ取得

平良港にてUAV空撮を行い、ひび割れのデータを取得した。施設の位置図は図-3.9に示す通りである。施設の上面に対して垂直に撮影した。施設変状抽出の学習に用いた施設は下崎北防波堤、係船岸、臨港道路マリーナ線である。臨港道路は施設変状抽出の対象とする施設ではないが、係船岸の劣化度判定基準でアスファルト舗装のひび割れがあるため、変状データを取得した。各施設の撮影実施数量を表-4.2～表-4.4に、各施設のオルソ画像を図-4.1～図-4.3に、撮影画像を付録Bに、作成した三次

表-4.2 下崎北防波堤撮影実施数量

撮影機体	Phantom4RTK
フライト回数	5回 (約 50分)
対地高度	約 4m
コース数	12 コース
GSD	1mm
標定点	22 点
検証点	7 点
撮影枚数	1036 枚
オーバーラップ率	80%
サイドラップ率	60%

表-4.3 係船岸撮影実施数量

撮影機体	Phantom4RTK
フライト回数	5回 (約 50分)
対地高度	約 4m
コース数	14 コース
GSD	1mm
標定点	30 点
検証点	6 点
撮影枚数	1027 枚
オーバーラップ率	80%
サイドラップ率	60%

表-4.4 臨港道路マリーナ線撮影実施数量

撮影機体	Phantom4RTK
フライト回数	2回 (約 20分)
対地高度	約 3.5m
コース数	10 コース
地上解像度 (GSD)	1mm
標定点	22 点
検証点	7 点
撮影枚数	448 枚
オーバーラップ率	90%
サイドラップ率	65%

元モデル（点群モデル）を付録Cに示す。

(3) 機械学習モデルの学習

平良港でのUAV空撮画像に加え、撮影対象施設を手持ちカメラで撮影した（以下、「手持ち撮影」）画像からアノテーションデータを作成し、公開されているひび割れ学習用データセットDeepCrack (Liu, Y. et al. 2019) を加えて教師データとした。教師データの内訳を表-4.5に、教師データの例を図-4.4及び付録Dに示す。これら教師データを用いて、機械学習モデルFPCNetの学習を行った。

ひび割れ抽出の学習の条件（使用した教師データ、重み調整有無）と、学習結果（学習回数、F1 Score）を表-4.6に示す。UAV空撮画像には、手持ち撮影を含んでいる。学習は、ある時点でのLossの値を基準として、その後のLossが基準を下回らない場合が5回続いたら、自動的に打

ち切るものとした。

学習結果より、検証用データに対するF1 Scoreはいずれのケースでも90%を超えた。係船岸における推定（ひび割れ抽出）の結果（重み調整：有）を図-4.5～図4.7に示す。計算条件（入力した教師データ）の違いにより多少異なるが、ひび割れは概ね抽出できていることがわかる。なお、図-4.5の中央左で斜めに入っている線は、ひび割れ抽出を行う際に一定サイズの画像に分割して行っており、その分割画像の端がひび割れと判定されたためである。

(4) ひび割れ抽出まとめ・考察

本研究では、機械学習モデルFPCNetを用いて、UAV空撮画像、手持ち撮影画像、ひび割れ抽出用データセットDeepCrackを教師データとして学習させた。その結果、検証データに対するF1 Scoreは90%以上となった。

一方で、いくつかの要因により精度が悪化した。1つ目は、施設表面のテクスチャー、特に色合いである。下崎北防波堤では、写真-4.1に示すように、施設表面に黒い部分が多く、ひび割れ箇所と無損傷の箇所が見分けづらい。2つ目はオルソ画像生成の過程による画質の低下である。オルソ画像生成の過程で、画像から特徴点の計算に伴うノイズやズレによる画質の低下が発生した。例として下崎北防波堤での元画像とオルソ画像の比較を図-4.8に示す。これらの要因により、精度が悪化したと考えられる。

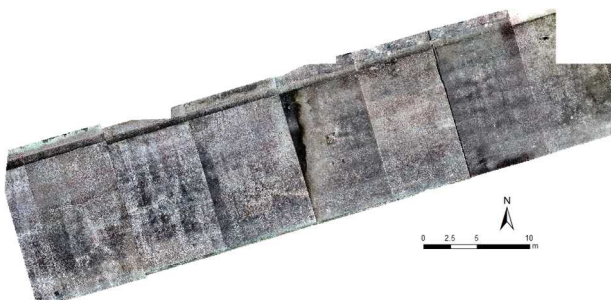


図-4.1 下崎北防波堤オルソ画像



図-4.2 係船岸オルソ画像

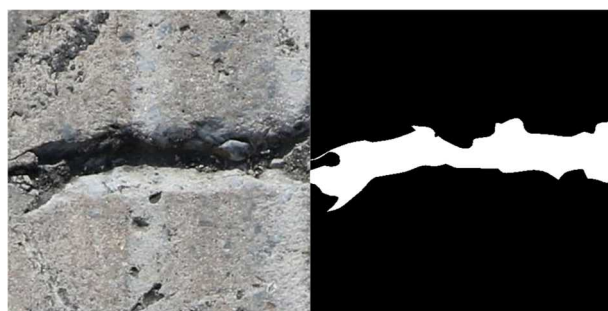


図-4.3 臨港道路マリーナ線オルソ画像

表-4.5 ひび割れ教師データ数量内訳

	手持ち撮影	係船岸	臨港道路マリーナ線	下崎北防波堤	DeepCrack
学習用	508	233	50	182	451
検証用	135	55	0	10	78

数字は教師データ（画像）の枚数



(左：UAV 空撮画像，右：アノテーション画像)

図-4.4 ひび割れ抽出教師データ

表-4.6 計算条件と学習結果（ひび割れ抽出）

使用データ	重み調整	学習回数	F1 Score
UAV 空撮画像	有	92 回	89.1 %, 92.2 %
	無	91 回	92.6 %, 93.6 %
DeepCrack	有	50 回	94.0 %, 95.5 %
	無	50 回	93.8 %, 93.7 %
UAV 空撮画像 + DeepCrack	有	95 回	89.2 %, 91.6 %
	無	67 回	94.3 %, 94.3 %

F1 Score の左側は学習用データに対する数値，右側は検証用データに対する数値

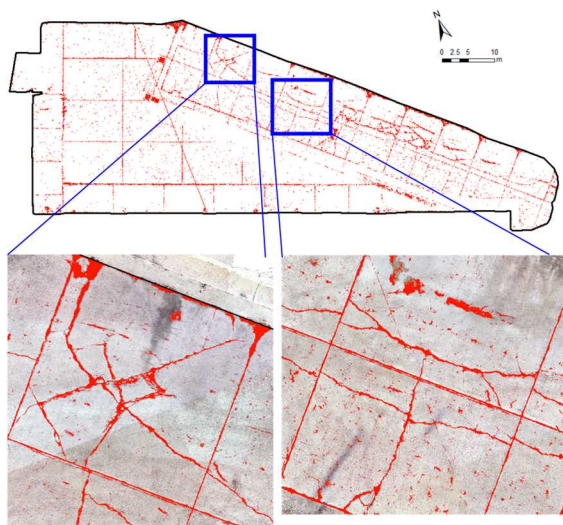


図-4.5 ひび割れ抽出結果（教師データ：UAV 空撮画像）

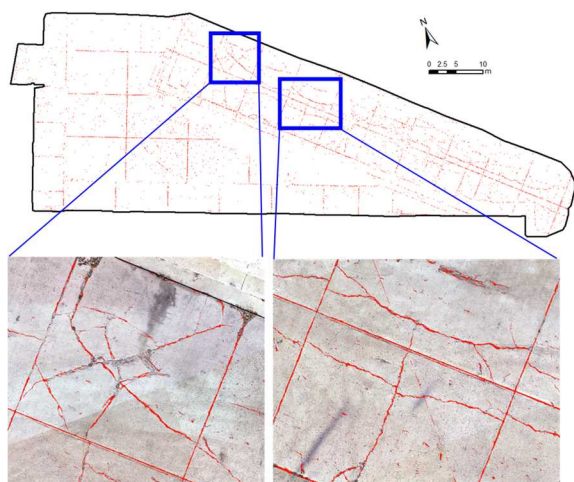


図-4.6 ひび割れ抽出結果（教師データ：DeepCrack）

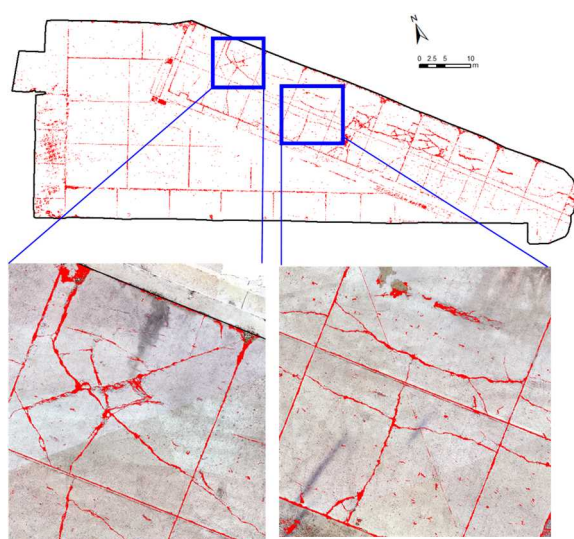


図-4.7 ひび割れ抽出結果（教師データ：UAV 空撮画像+ DeepCrack）

頑健かつ高精度なAIモデルの構築のためには、同じパターンひび割れの数量を増やすだけではなく、異なる背景、サイズ、空間分解能などの多様な教師データを学習させることが不可欠である。また、ひび割れと無損傷のクラス間の重みを調整有無によって、ひび割れの過抽出や抽出漏れの問題が起きることがある。

ひび割れの重みを加重すると無損傷の部分が間違っ
てひび割れとして抽出され（過抽出）、ひび割れの重みを加重しないとひび割れであるべき箇所を見逃してしまうことがある。そのため、教師データ追加に伴うクラス間の重みのバランス調整、それに伴うモデルの最適化が今後必要になる。

目地や破損などのひび割れでない箇所について、現状



写真-4.1 下崎北防波堤での撮影画像（拡大）

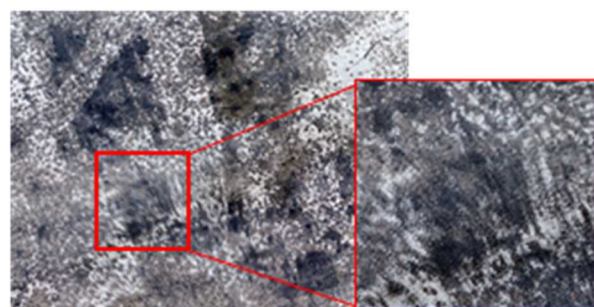
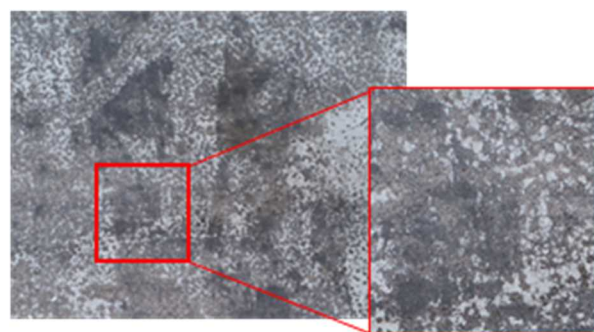


図-4.8 元画像（上）とオルソ画像（下）の比較（下崎北防波堤）

ではひび割れとして抽出されているが、あらかじめこれらを画像から除去することで誤抽出を低減できる。また、ノイズがひび割れとして過抽出された場合や分断したひび割れについては、ノイズのフィルタリング処理や分断したひび割れのラインを繋ぐなどの後処理で対応できる。このような前処理・後処理を行うことで、精度向上が可能である。

5. 遠隔地画像伝送システム

5.1 5.7 GHz帯の無人移動体画像伝送システム

UAVの操縦や映像伝送には電波を用いるが、電波を利用するには、国内の技術基準に合致した無線設備を使用し、原則、総務大臣の免許や登録を受け、無線局を開設することが必要である。ただし、他の無線通信に妨害を与えないように、周波数や一定の無線設備の技術基準に適合する小電力の無線局等は免許を受ける必要はない（総務省、2017）。表-5.1にUAVで使用できる主な無線通信システムを示す。

日本国内で一般的にUAVに用いられるのは、2.4 GHz帯の電波（小電力データ通信システム）である。これは、技術基準適合証明等を受けた無線設備を使用すれば、無線局免許や無線従事者資格が不要である。しかし、出力がやや弱く、市販UAVの映像伝送できる距離は300 m程度である（総務省、2017）。また、無線LANで 사용되는

周波数帯でもあり、港湾では荷役機械とのやりとり等に使用されていることから、電波干渉が懸念される。そのため、より高画質で長距離の映像伝送等に対するニーズの高まりから、UAVを含むロボット用に高画質で長距離な映像伝送を可能とするメイン回線用として、2.4 GHz帯及び5.7 GHz帯等の周波数を新たに確保した、無人移動体画像伝送システムが2016年に制度化された。

本研究で開発している遠隔地画像伝送システムは、大容量通信に向いており（伝送速度が大きい）、無線LAN等との電波干渉の可能性が低い5.7 GHzの無人移動体画像伝送システムを利用している。遠隔地画像伝送システムの開発は（国研）情報通信研究機構が担当している。

5.2 開発仕様・目標

港湾では大型の船舶やガントリークレーン等の電波伝達の障害物が存在すること、数km程度の広範囲に施設が存在していること、2.4 GHz帯は荷役等で使用されていること、開発した無線機器はUAVに搭載すること等を考慮して、本研究では、表-5.2に示す仕様・目標で遠隔地画像伝送システムを開発している。

5.3 港湾における電波伝搬特性の測定・評価

2018年度に、港湾設備でのUAVからの無線による映像伝送を行う際に、通信品質を低下させる原因となるマルチパス、遮蔽、干渉等の発生状況を調査するため、港湾

表-5.1 UAVで使用できる主な無線通信システム

無線システム名称/無線局種	周波数帯	送信出力	伝送速度	利用形態	無線局免許	備考
ラジコン操縦用微弱無線	73 MHz 帯等	※ 1	5 kbps	操縦	不要	農薬散布での利用が主体
無人移動体画像伝送システム	169 MHz 帯	10 mW	～数百 kbps	操縦 画像伝送 データ伝送	要	2016年8月に産業利用として制度整備
特定小電力無線局	920 MHz 帯	20 mW	～1 Mbps	操縦	不要※ 2	操縦用として利用
携帯局	1.2GHz 帯	1 W	(アナログ方式)	画像伝送	要	空撮等の画像伝送用
小電力データ通信システム	2.4 GHz 帯 (2400～2483.5 MHz)	10 mW/MHz (FH方式は 3 mW/MHz)	200 k～54 Mbps	操縦 画像伝送 データ伝送	不要※ 2	UAVの操縦・画像伝送等で最も広く使用されている無線システム
無人移動体画像伝送システム	2.4GHz 帯 (2483.5～2494 GHz)	1 W	～数十 Mbps	操縦 画像伝送 データ伝送	要	2016年8月に産業利用として制度整備
無人移動体画像伝送システム	5.7 GHz 帯	1 W	数十 Mbps	操縦 画像伝送 データ伝送	要	2016年8月に産業利用として制度整備

※ 1：500mの距離において200 μV/m以下

※ 2：免許を要しない無線局については、無線設備が電波法に定める技術基準に適合していることを事前に確認し、証明する「技術基準適合証明又は工事設計認証」を受けた無線設備を使用する場合に限る。

総務省（2017）を一部加工して作成

表-5.2 遠隔地画像伝送システムの開発仕様・目標

項目	仕様・数量
周波数帯	5.7 GHz
帯域幅	5/ 10/ 20 MHz
通信方法	マルチホップ通信
変調方式	OFDM (QPSK 以上)
多重化	時分割多重(TDD)
画像サイズ	1920 px * 1080 px
フレームレート	5 fps
最大伝送ホップ数	3
伝送距離	5 km / ホップ
最大送信出力	1 W
機器質量	1 kg 以下



(資料：地理院地図を加工して作成)

図-5.2 茨城港常陸那珂港区調査位置



写真-5.1 電波伝搬特性測定用 UAV

における5.7GHz等の周辺環境雑音(電波ノイズ)や電波伝搬特性(構造物による電波遮蔽や減衰の仕方等)を確認し、遠隔地画像伝送システムの開発・運用に反映するために、電波伝搬特性測定実験を実施した。

茨城港常陸那珂港区：2019年2月11日～同12日

調査地点の位置図を図-5.2に示す。写真-5.1に測定用 UAV、表-5.3にUAV仕様、写真-5.2に環境雑音測定用機材(小型スペクトルアナライザ)、写真-5.3に電波伝搬測定用機材(伝搬測定装置)を示す。

(1) 周辺環境雑音の測定

港湾における地上及び上空(UAVに測定機材を搭載して飛行)の周辺環境雑音(電波ノイズ)を測定した。

測定場所：北埠頭E岸壁(地上、上空)

飛行高度：60 mまでの範囲で目視内飛行

測定周波数帯：920 MHz帯(920～930 MHz：特定小電力無線局)、2.4 GHz帯(2400～2500 MHz：無線LAN、無人移動体画像伝送システム)、5 GHz帯(4.9～5.9 GHz：無線LAN、無人移動体画像伝送システム、ETC等)

測定用機材重量：100g以内

地上での測定結果(920 MHz帯、2.4 GHz帯、5 GHz帯)を図-5.3～図-5.5に示す。920 MHz帯については、他の電波使用は確認されなかった(図-5.3)。2.4 GHz帯については、他の無線LANとUAVのプロポ(送信機)での電

表-5.3 UAV仕様

機体	イームズロボティクス LAB695
質量	4.1 kg (バッテリー含まず)
飛行時間	約 15 分
耐風速	10 m/s
ペイロード	6 kg

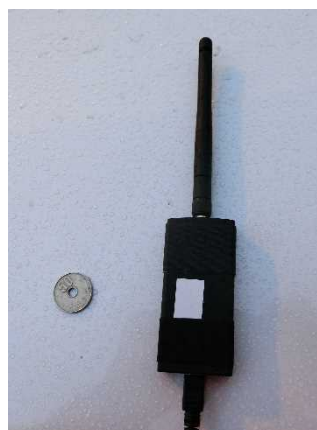


写真-5.2 環境雑音測定用機材(小型スペクトルアナライザ)

波が観測されたが、画像伝送用の帯域では他の使用は確認されなかった（図-5.4）。5 GHz帯については、無線LANの帯域では使用が確認されたが、映像伝送用の帯域（5.7 GHz帯）では他の使用は確認されなかった（図-5.5）。また、上空においても、5.7 GHz帯の他の使用は確認されなかった（図-5.6）。

(2) 電波伝搬特性の測定・評価

地上一上空間の電波伝搬特性を測定するため、伝搬特性測定用機材をUAVに搭載して調査を行った。

- 測定機器重量：1.7 kg
- 測定周波数：5.7 GHz帯
- 測定高度：0~150 m未満

測定環境：コンテナ、車両、大型船舶等による遮蔽・反射・散乱、及び海面による減衰・反射・散乱等

測定結果を図-5.7、図-5.8に示す。船により見通しがない状況では、電波受信強度が下がり、電波が遮蔽されていることが確認できた（図-5.7）。遮蔽が無い状況では、多少の減衰があったものの、受信強度は概ね良好であった（図-5.8）。減衰の原因としては、車両や船舶等による反射波とのマルチパスが考えられる。

5.4 無線モジュール製作、特性評価

(1) 無線モジュール製作

2019年度に、表-5.2に示した仕様・目標を満たす無線モジュールを製作した。無線モジュールとは、無線デバイスにファームウェアとオペレーティングシステム（OS）を実装したマイクロプロセッサ（あるいはその代替としてPC）を包括するという。無線デバイスとは、インターフェースから入力した信号を変換して電波を送信する、または受信した電波を変換してインターフェースに信号

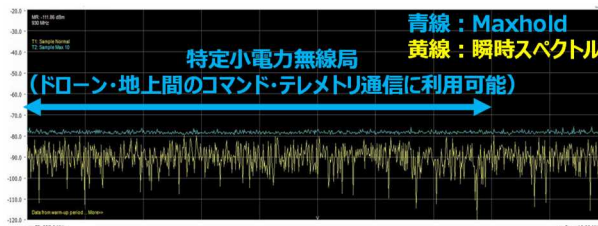


図-5.3 周辺環境雑音測定結果（地上、920 MHz 帯）

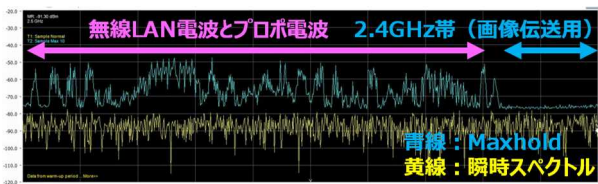


図-5.4 周辺環境雑音測定結果（地上、2.4 GHz 帯）

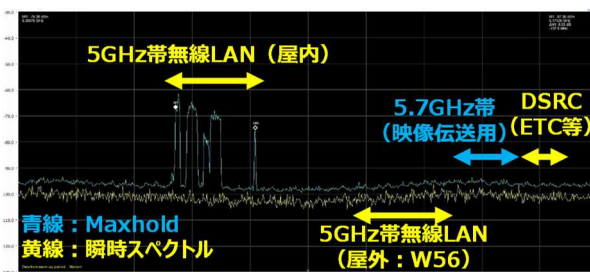


図-5.5 周辺環境雑音測定結果（地上、5 GHz 帯）

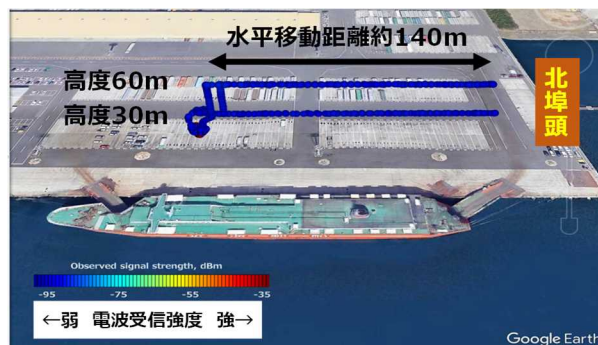


図-5.6 周辺環境雑音測定結果（上空、5.7 GHz 帯）



写真-5.3 電波伝搬測定用機材（伝搬測定装置）



図-5.7 電波伝搬特性測定結果（船舶による遮蔽あり）

を出力する機能を有する筐体で、増幅器、RFトランシーバ等を包含したものをいう。また、無線モジュール、アンテナ及び、バッテリー等の、無線通信を行うための機材一式を無線ユニットという。無線モジュールのソフトウェアを構成し、マルチホップ伝送（マルチホップ構成（図-5.9）、メッシュ構成（図-5.10））を可能とした。

(2) 無線モジュールの特性評価

a) 送信特性

製作した無線モジュールの送信特性（送信出力と周波数特性）を測定して評価した。評価における機器の構成を図-5.11に示す。

スペクトルアナライザにて占有帯域幅、出力等（帯域幅17MHz以上、アンテナ1本あたりの送信出力16mW設定、外部減衰器（ATT）16dB付加時の出力-4.0dBm）を確認した。同時に、サンプルデータを流し、TCPスループットを確認したところ、10Mbps以上を達成していることを確認した。また、所望のスペクトルマスクを満足していることを確認した（図-5.12）。

b) 消費電力

無線ユニットの消費電力の特性を確認した。5.04時間でバッテリー残量は32%消費であった（図-5.13）。消費電力はカタログ値で3.6Wであり、100%消費に要する推定時間は $5.04 / (1 - 0.32) =$ 約7.4時間であるため、バッテリー残量100%における電力量は $3.6 \text{ W} * 7.4 \text{ h} = 26.6 \text{ Wh}$ となる。

c) 距離特性

長距離での映像伝送が可能であるかの確認のため、屋外において直接通信の距離特性を測定・評価した。

鹿児島県垂水市内：2020年2月20日～同22日

試験場所の位置図を図-5.14に示す。なお、マルチホップ映像伝送試験（鹿児島大学農学部附属高隈演習林）の箇所も同図に示している。車に設置した端末2にカメラを設置し、端末1設置箇所の端末1でカメラの映像を確認した（図-5.15）。4.2kmの地点で映像伝送されていることが確認できた（図-5.16）。

(3) マルチホップ映像伝送試験

2019年度に、非見通しでの、5.7GHz帯マルチホップ映像伝送の試験を行った。

端末の配置状況を図-5.17に、見通し状況を図-5.18に示す。端末1と端末2は非見通し、端末1と端末3、端末2と端末3は見通しの配置とした。なお、1Wの送信出力だと



図-5.8 電波伝搬特性測定結果（遮蔽無し）

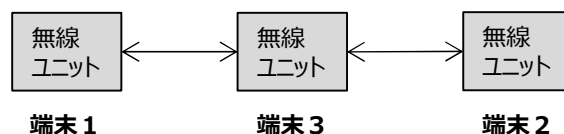


図-5.9 マルチホップ構成

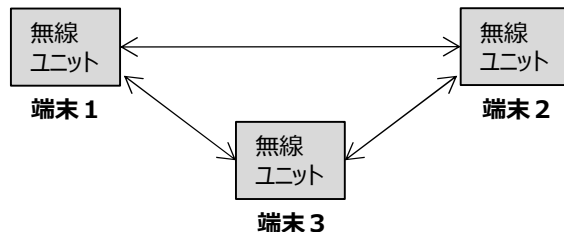


図-5.10 メッシュ構成

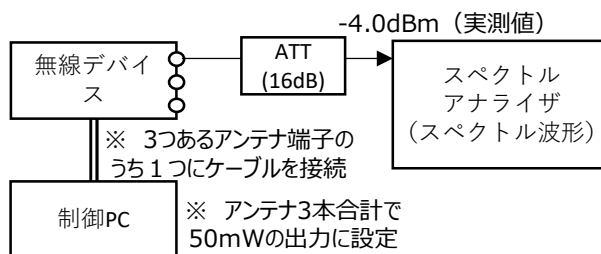


図-5.11 送信特性評価の機器構成

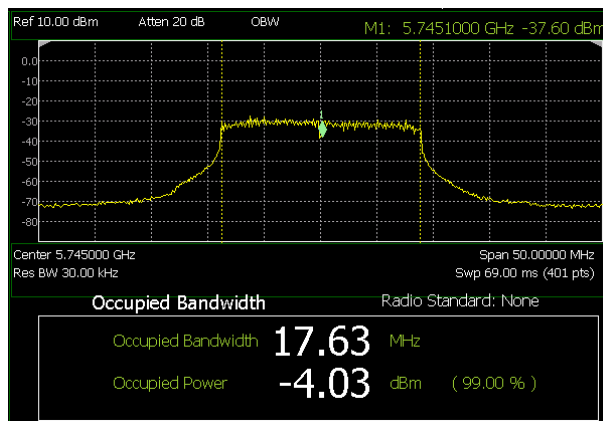


図-5.12 送信信号出力のスペクトル波形測定結果

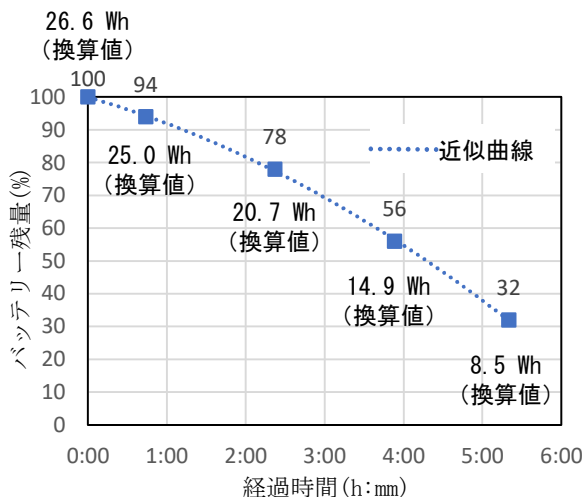


図-5.13 消費電力測定



(資料：地理院地図を加工して作成)

図-5.14 屋外試験位置図

非見通しの状態でも端末1と端末2で直接通信が行われたため、本試験では端末の送信出力を30 mWに制限して、非見通しの端末1と端末2で直接通信が行われないように調整した。マルチホップ通信により、端末2から端末3を経由して端末1に映像が伝送されることを確認できた(図-5.19)。

5.5 遠隔地画像伝送システムまとめ・今後の予定

本研究では、5.7 GHz帯の無人移動体画像伝送システムを用いて、マルチホップ映像伝送システムを開発している。

2019年度までに、港湾における電波伝搬特性の測定・評価、無線モジュール製作・特性評価、マルチホップ映像伝送試験を行った。

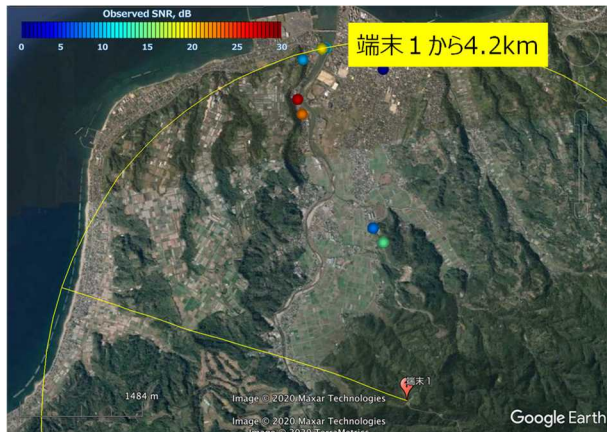


図-5.15 距離特性試験の結果



図-5.16 4.2km 地点の映像



図-5.17 マルチホップ映像伝送試験端末配置図

港湾における電波伝搬特性の測定・評価では、開発中の遠隔地画像伝送システムにおいて使用する5.7 GHz帯が他に使用されていないことを確認した。船舶による非見通し状況では、電波が遮蔽されることを確認した。製作した無線モジュールの特性を測定し、所要の仕様・目標を満たすことを確認した。また、製作した無線モジュールを用いて、非見通しにおいてマルチホップ映像伝送できることを確認した。

過年度の実験では、無線モジュールの通信品質を手動で測定・記録したため、今後は通信品質を連続測定・記録するため、また、通信品質をPC画面上へ可視化するソフト/ファームウェアの改修や製作を行う。また、UAVに搭載する際にプロペラへの干渉を避けるための無線ユニットの小型化、飛行時間を延ばすための無線ユニットの軽量化を行う。これら改良を行った無線ユニットを搭載したUAVで、港湾でのマルチホップ映像伝送試験を行う予定である。

6. まとめ・今後の開発予定

国総研沿岸海洋・防災研究部では、港湾管理者等のインフラ維持管理の効率化を図るため、UAV・AIを活用して港湾の施設の高精度な三次元データ化と施設変状の自動抽出を行う、「UAV・AIを活用した港湾施設等の点検診断システム」(変状抽出システム及び遠隔地画像伝送システム)の開発を行っている。

変状抽出システムのうち、海面ノイズ処理では、機械学習モデルDeepLab V3+を用いて、UAV画像から作成した教師データについて学習し、画像から海面と陸部分を推定した結果、検証データに対するmIOUは97.3%であった。本研究で用いた手法の適用には、以下の課題がある。

- ・画像撮影時の角度、飛行高度、太陽の反射、天気などの撮影条件をできるだけ一定にする必要がある。
- ・現状では日本全国の海域や想定される気象・海象条件を網羅していないため、更なる教師データの整備とモデルの再学習が必要である。

施設変状抽出は、ひび割れを対象に機械学習モデルFPCNetを用い、UAV空撮画像、手持ち撮影画像、ひび割れ抽出用データセットDeepCrackを用いて学習させた結果、検証データに対するF1 Scoreは90%以上であった。施設変状(ひび割れ)抽出については、以下の課題がある。

- ・同じパターンひび割れの数を増やすだけではなく、異なる背景、サイズ、空間分解能などの多様な教師データを学習させる必要がある。
- ・ひび割れと無損傷のクラス間の重み調整有無、重み調整を行う場合のクラス間の重みのバランス調整、それに伴うモデルの最適化を行う必要がある。
- ・あらかじめ目地などを画像から除去する、ひび割れ抽出後のノイズのフィルタリング処理や分断したひび割れのラインを繋ぐなど、前処理・後処理により、精度向上が可能である。

遠隔地画像伝送システムに関しては、5.7 GHz帯の電波



図-5.18 マルチホップ映像伝送試験での見通し状況



図-5.19 マルチホップ伝送された映像

を用いるマルチホップ映像伝送システムを開発している。2019年度までに、港湾における電波伝搬特性の測定・評価、無線モジュール製作・特性評価、マルチホップ映像伝送試験を行った。港湾における電波伝搬特性の測定・評価では、開発中の遠隔地画像伝送システムにおいて使用する5.7 GHz帯が他に使用されていないことを確認した。船舶により非見通し状況では、電波が遮蔽されることを確認した。製作した無線モジュールの特性を測定し、所要の仕様・目標を満たすことを確認した。また、製作した無線モジュールを用いて、非見通しにおいてマルチホップ映像伝送できることを確認した。

今後の開発予定は、以下の通りである。海面ノイズ処理については、全国の他の地方における海面データ取得を行い、学習モデルの更新を行う。施設変状抽出については、段差・沈下等の未開発の変状抽出に関するシステム開発を行う。遠隔地画像伝送システムについては、通信品質を連続測定・記録し、PC画面上へ可視化するソフト/ファームウェアの改修や製作を行う。また、無線ユニットの小型化・軽量化を行い、無線ユニットをUAVに搭載して港湾でのマルチホップ映像伝送試験を行う。

謝辞

本研究の実施にあたっては、内閣府の官民研究開発投資拡大プログラム(PRISM)予算を活用している。PRISMの制度に則って、小野憲司プログラムディレクター（京都大学客員教授）、富田孝史サブプログラムディレクター（名古屋大学教授）には研究の監理、指導をしていただいた。国土交通省港湾局には有益な助言をいただいた。また、現地調査の実施にあたり、港湾管理者の茨城県、静岡県、川崎市、宮古島市の皆様にご協力をいただいた。ここに記して、深くお礼を申し上げます。

(2020年12月24日受付)

参考文献

- 梅田弘之 (2019) : エンジニアなら知っておきたい AI のキホン 機械学習・統計学・アルゴリズムをやさしく解説, 株式会社インプレス.
- 国土交通省 (2020) : 国土交通白書 2020
- 国土交通省港湾局 (2018) : 港湾の中長期政策「PORT 2030」
- 国土交通省港湾局 (2020) : 港湾の施設の点検診断ガイドライン (一部変更)
- 国土地理院 : 地理院地図 (電子国土 Web)
<https://maps.gsi.go.jp/>, 2020年10月27日時点
- 総務省 (2017) : ドローンによる電波利用について, 小型無人機に係る環境整備に向けた官民協議会 (第6回) 資料2.
- 日本港湾協会 (2020) : 2020年版数字で見る港湾
- 原田達也 (2017) : 機械学習プロフェッショナルシリーズ 画像認識, 講談社
- Liang-Chieh Chen, Yukun Zhu, George Papandreou, Florian Schroff, and Hartwig Adam (2018): Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation. In ECCV, pp. 801-818.
http://openaccess.thecvf.com/content_ECCV_2018/html/Liang-Chieh_Chen_Encoder-Decoder_with_Atrous_ECCV_2018_paper.html, 2020年9月24日閲覧.
- Wenjun Liu, Yuchun Huang, Ying Li, and Qi Chen (2019), FPCNet: Fast Pavement Crack Detection Network Based on Encoder-Decoder Architecture. IEEE Transactions on Intelligent Transportation systems
- Yahui Liu, Jian Yao, Xiaohu Lu, Renping Xie and Li Li (2019), DeepCrack: A Deep Hierarchical Feature Learning Architecture for Crack Segmentation. Neurocomputing.

付録A 海面ノイズ処理教師データの例

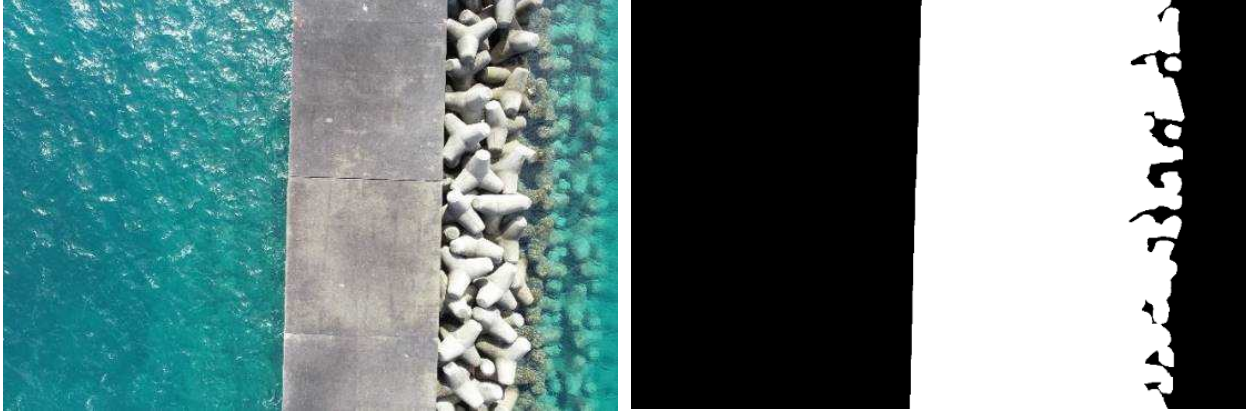


図-A.1 平良港（左：元画像，右：アノテーションデータ）

付録B 施設変状抽出対象施設の垂直撮影写真



図-B.1 臨港道路マリーナ線（全景）



図-B.2 臨港道路マリーナ線（近接）

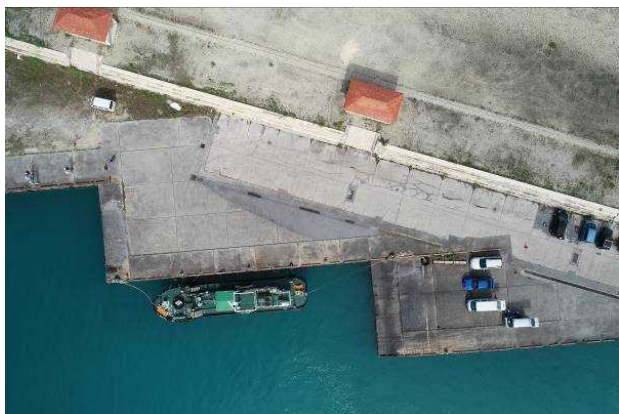


図-B.3 係船岸（全景）



図-B.4 係船岸（近接）

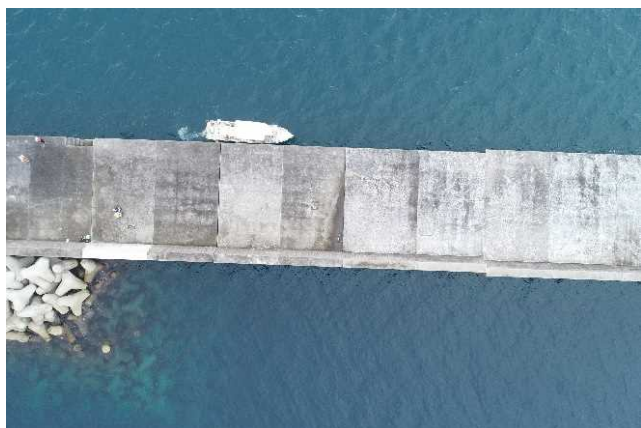


図-B.5 下崎北防波堤（全景）



図-B.6 下崎北防波堤（近接）

付録C 施設変状抽出対象施設の三次元モデル

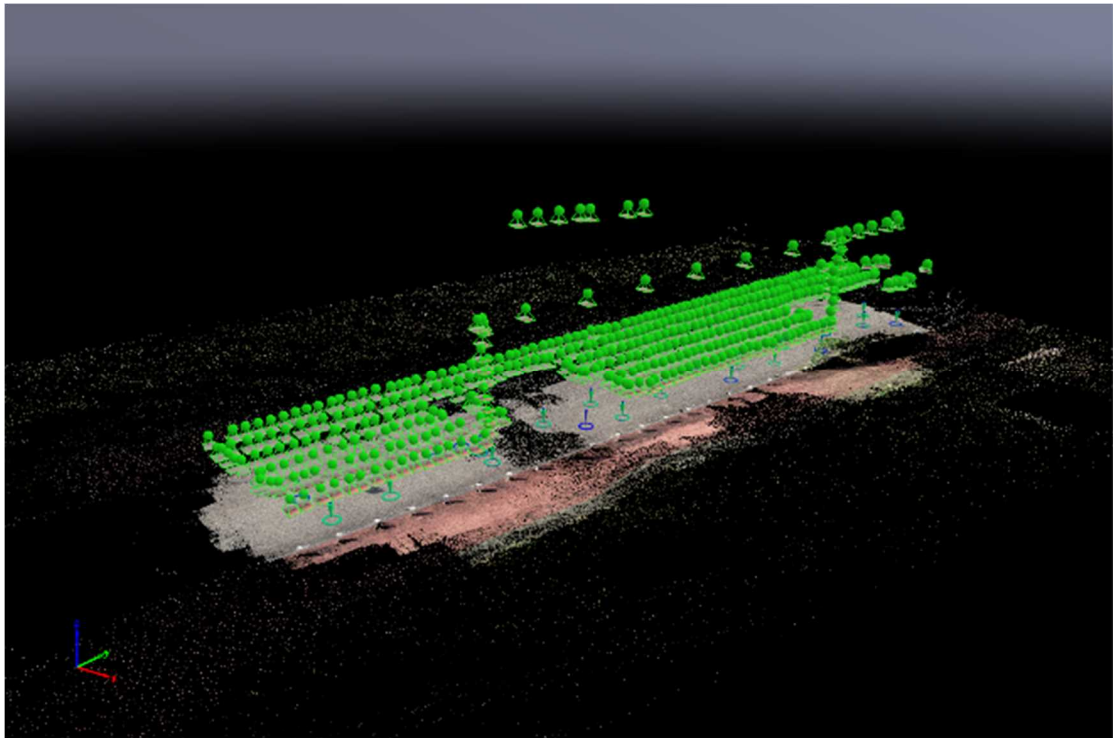


図-C.1 臨港道路マリーナ線の三次元モデル

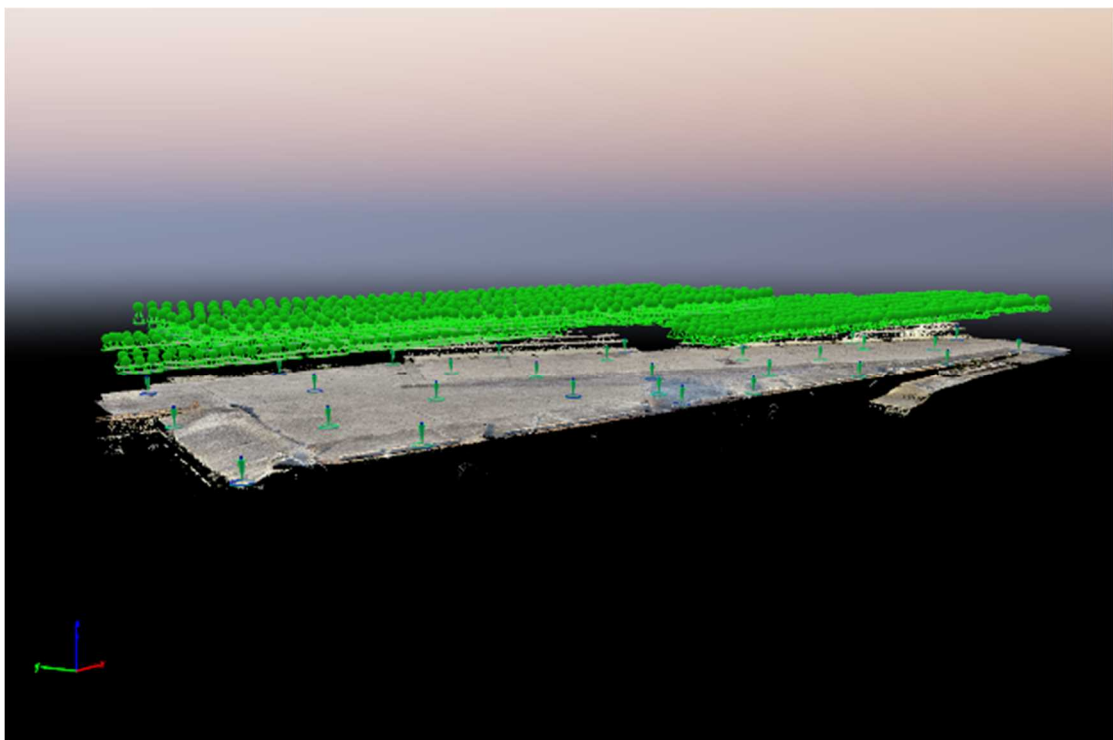


図-C.2 係船岸の三次元モデル

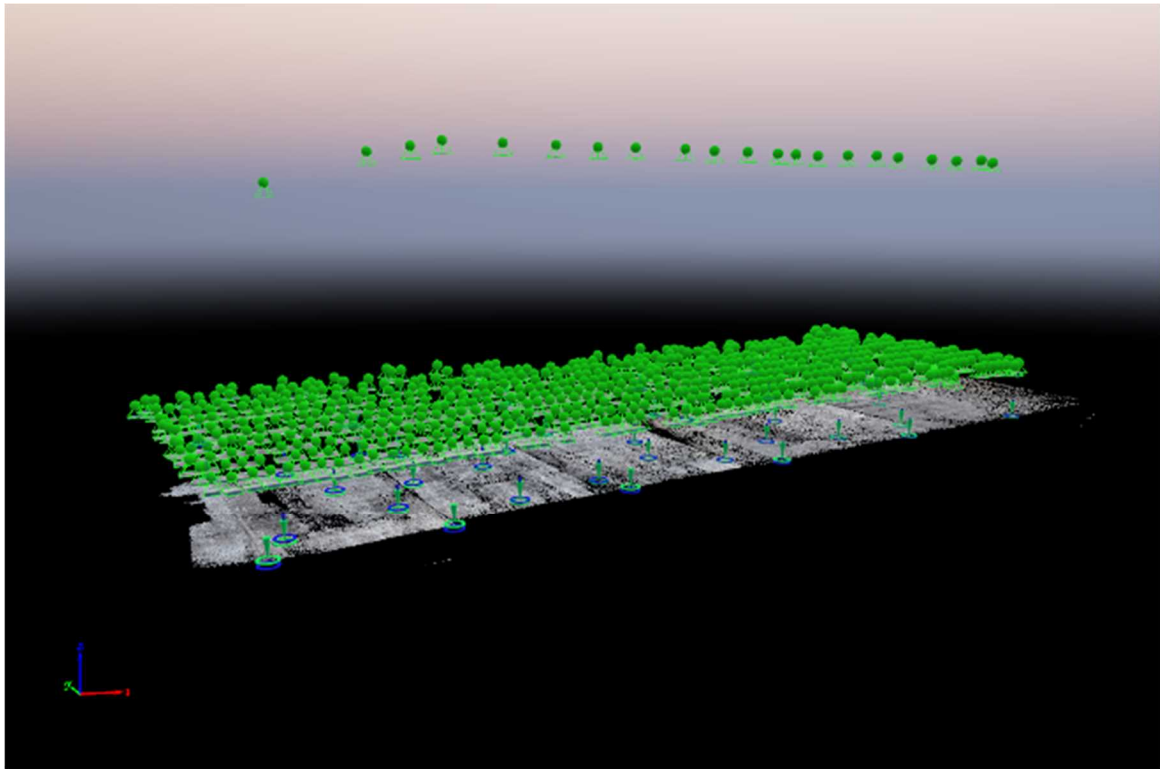


図-C.3 下崎北防波堤の三次元モデル

付録D ひび割れ教師データの例

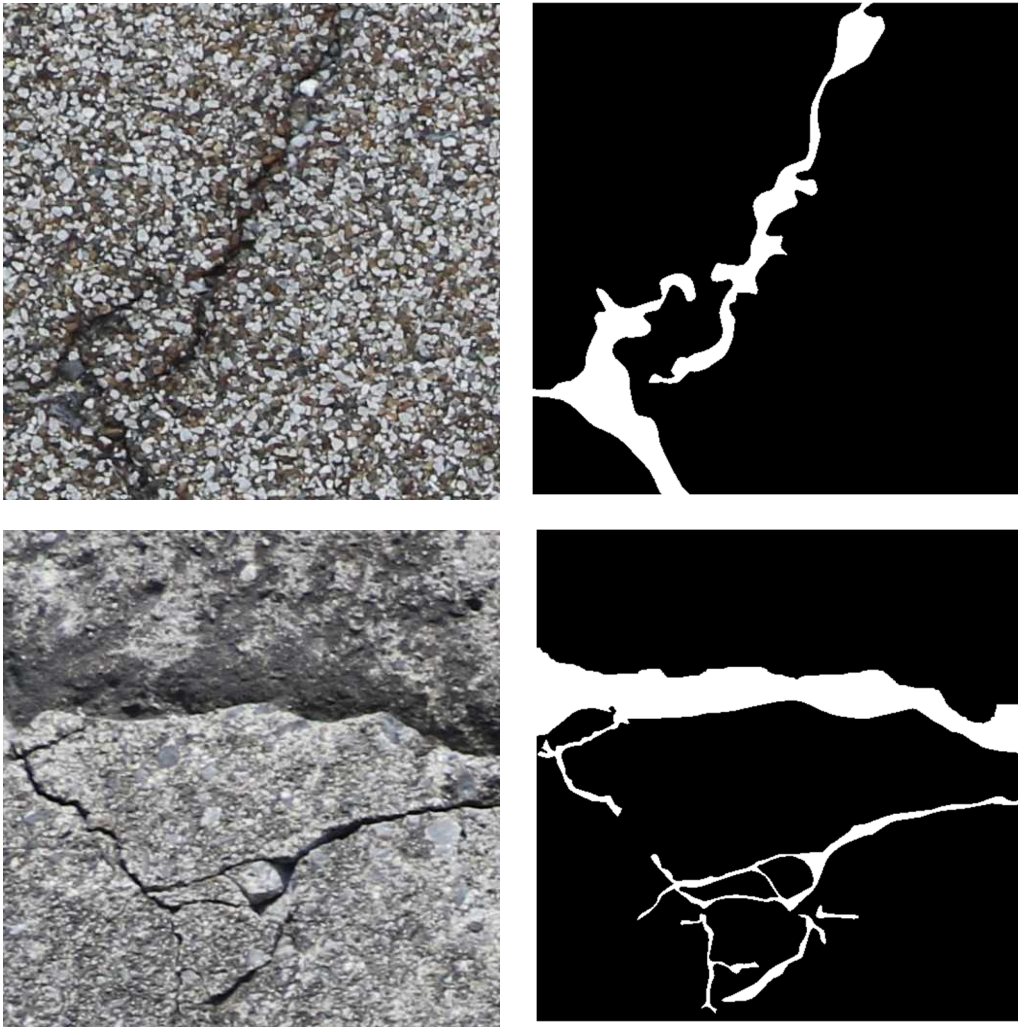


図-D.1 ひび割れ教師データ（左：元画像，右：アノテーションデータ）