

# ディープラーニングによる 船舶のタンク・ホールド内 画像認識に関する研究

国立研究開発法人 海上・港湾・航空技術研究所  
海上技術安全研究所

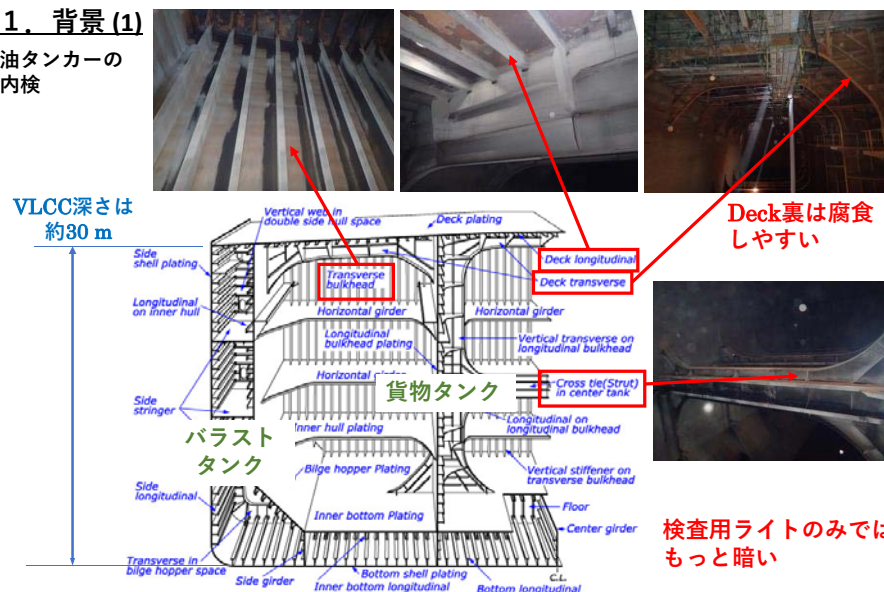
馬 沖、平方 勝、谷口 智之

## 目 次

1. 背景
2. ニューラルネットワークによる画像認識（物体検出）概要
  - A) R-CNN
  - B) Fast R-CNNとFaster R-CNN
3. タンク・ホールド内画像認識処理システム
4. タンク・ホールド内画像認識実験 I
5. タンク・ホールド内画像認識実験 II
6. まとめと今後の課題

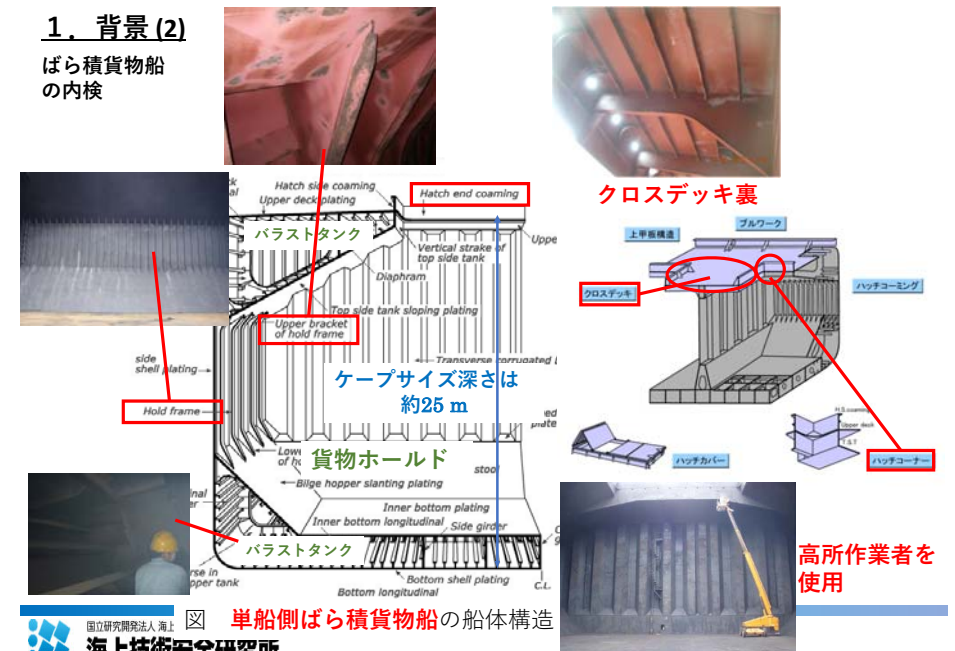
### 1. 背景 (1)

油タンカーの内検



### 1. 背景 (2)

ばら積貨物船の内検



## 1. 背景 (3)

### ドローンによるタンク・ホールド内点検

- 船舶のタンク・ホールド内点検にドローンを活用する動きがある。
- ドローンで撮影したタンク・船倉内画像から対象箇所の塗膜健全性・損傷の有無を自動評価(画像認識)する技術を確立する。
- タンク内はGPSによる操縦ができない。ドローン画像から位置情報を自動把握する技術を確立する。

#### ドローン要件

- サイズ (ハッチサイズ以下)
- 耐衝突
- ライト
- カメラ
- ペイロード
- バッテリー
- .....



図1 タンク入口 (ハッチ)



図2 ドローン一例



図3: 飛行中ドローン (貨物倉内ハッチ開)

## 2. ニューラルネットワークによる画像認識 (物体検出) 概要 (1)

### R-CNN

R-CNN<sup>(1)</sup>は、物体検出タスク。

Selective Search<sup>(2)</sup>で検出した物体候補領域をAlexNet (またはVGGNet)に入力して検出する手法。

Selective Searchは、色の類似度に着目したセグメンテーション法であり、色の類似度の許容度を変えてグルーピングすることで様々な大きさの候補領域を抽出することができる。

Selective Searchで検出した物体候補領域を一定サイズにリサイズし、後段のCNNに入力する。物体候補領域の数だけCNNで認識するため、計算コストが高い<sup>(3)</sup>。

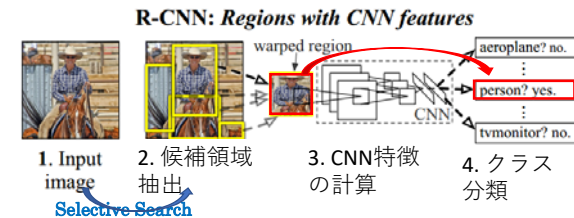


図1 Regions with CNN features<sup>(1)</sup>

- (1) Ross Girshick, Jeff Donahue, Trevor Darrell, and Jitendra Malik (2014): Rich Feature hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation. In 680-697  
 (2) J.R. R. Uijlings, K. E. A. Van De Sande, T. Gevers and A. W. M. Smeulders (2013): Selective search for object recognition, International journal of computer vision, vol. 104, no. 2, pp.164-171  
 (3) 情報機構, 機械学習・人工知能業務活用の手引き

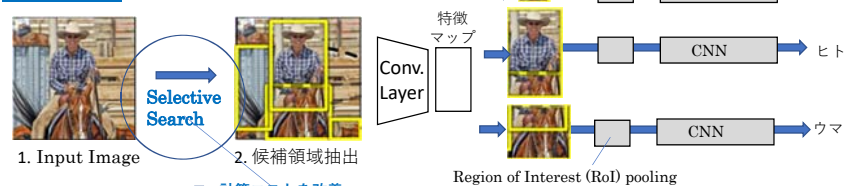
## 2. ニューラルネットワークによる画像認識 (物体検出) 概要 (2)

### Fast R-CNNとFaster R-CNN<sup>(1)</sup>

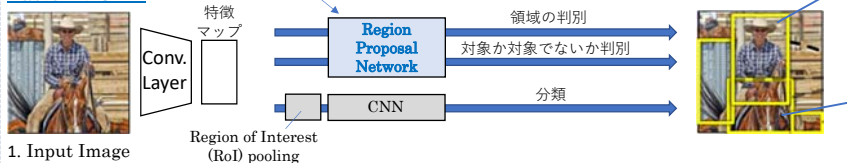
Fast R-CNNは、R-CNNで最も計算コストが高い畳み込み処理の回数を大幅に削減することで、計算コストを削減している。

Fast R-CNNは、Fast R-CNNをベースとし、Selective SearchをやめRegion Proposal Networkで行うことで計算コストを削減している。

#### Fast R-CNN



#### Faster R-CNN



## 3. タンク・ホールド内画像認識処理システム (1)

Faster R-CNN<sup>(1)</sup>による画像の学習・認識を行う。

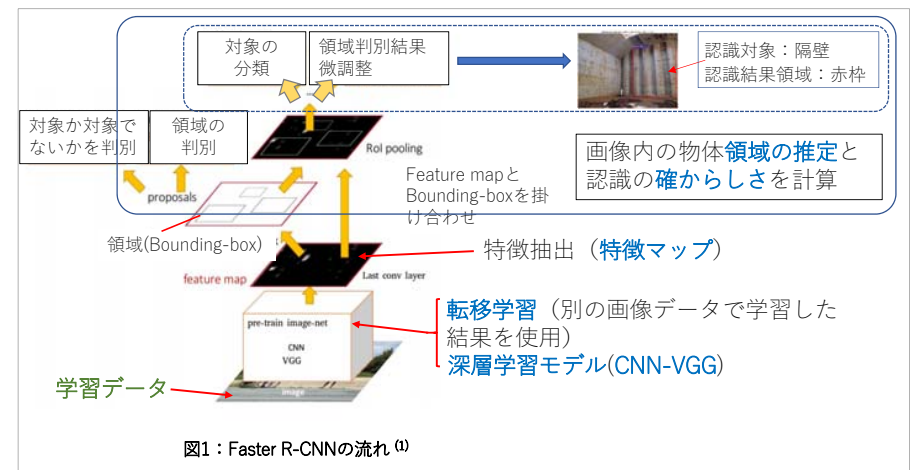


図1: Faster R-CNNの流れ<sup>(1)</sup>

- (1) [Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun (2015): Faster R-CNN]

### 3. タンク・ホールド内画像認識処理システム (2)

#### 動作環境

Framework: **CAFFE**

Theory: **Faster R-CNN**

Training Method: **Approximate joint training (end-to-end)**

Training Model: **VGG16<sup>(1)</sup>**

Initialized Data: **Based on ImageNet**

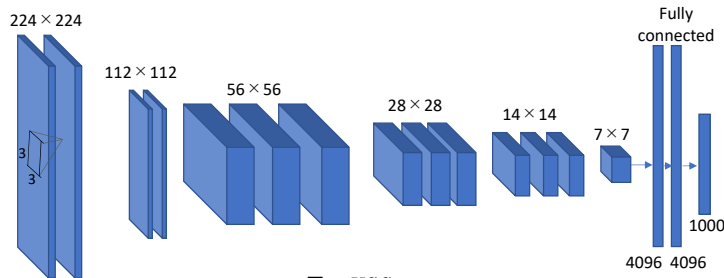


図1: VGG

(1) 斎藤康毅, ゼロから作るDeep Learning

### 3. タンク・ホールド内画像認識処理システム (3)

#### 作業処理



図1: アノテーションソフト (labelImg)画面

1. 画像を用意する



2. 学習させる構造等を選択して、名称を紐づける。



図2: 作業の流れ

### 3. タンク・ホールド内画像認識実験 I (1)

#### データセット

GPS環境 (ハッチカバーオープン: 明るい) を想定  
ばら積貨物船の重点点検箇所等 (①~⑥) に関連する  
部材名 (右図赤枠) をアノテーション

① Cross Deck裏の内部材



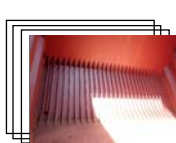
② Hatch Coamingと Deck Girderの取合部



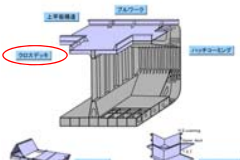
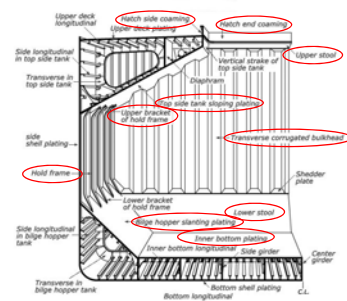
③ Hatch Coamingの  
コーナー部



④ Hold Frame



⑤ 前後隔壁



訓練データ: 550画像  
検証データ: 250画像  
テストデータ: 89画像

(注) 1箇所につき別角度から複数枚撮影あり

### 4. タンク・ホールド内画像認識実験 I (2)

テストデータに訓練データを使用



隔壁を認識 (100%)



隔壁を認識 (100%)



ハッチコーミングを認識 (100%)

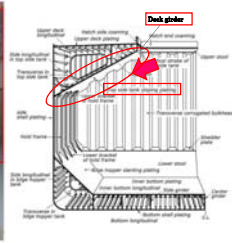


ハッチコーミングブラケットを  
認識(100%)

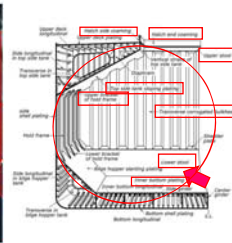
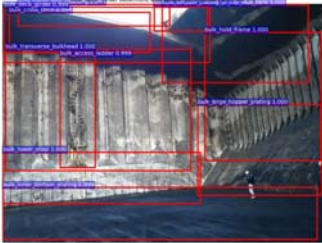
船体部材認識結果

#### 4. タンク・ホールド内画像認識実験 I (3)

テストデータに訓練データ以外を使用



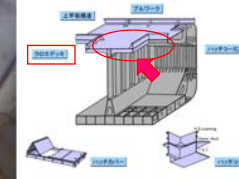
Top side tank sloping plating: 99.2%  
Deck girder: 93.3%  
Hold frame: 50%未満



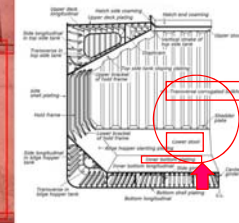
Top side tank sloping plating: 100%  
Hold frame: 100%  
Bilge hopper plating: 100%  
Transverse bulkhead: 100%  
Lower stool: 100%  
Access ladder: 99.9%  
Inner bottom plating: 99.9%  
Deck girder: 99.9%  
Hatch side coaming: 99.9%  
Hatch end coaming: 99.4%  
Cross deck: 99.4%

#### 4. タンク・ホールド内画像認識実験 I (4)

テストデータに訓練データ以外を使用



Cross Deck: 99.4%



Transverse bulkhead: 100%  
Lower stool: 100%  
Inner bottom plating: 99.7%

#### 4. タンク・ホールド内画像認識実験 I (5)

テストデータに訓練データ以外（別船）を使用



Top side tank sloping plating: 72.1%  
Top side tank sloping plating (反対舷): 50%未満  
Transverse bulkhead: 99.6%  
Access ladder: 83.3%  
Deck girder: 99.6%  
Hatch side coaming: 73.1%  
Hatch side coaming (反対舷): 50%未満  
Hatch end coaming: 56.2%  
Cross deck: 50%未満



Top side tank sloping plating: 98.3%  
Transverse bulkhead: 95.3% <Side Shellを誤認>  
Access ladder: 正しく認識せず  
Inner Bottom: 97.0%  
Deck girder: 50%未満  
Cross deck: 50%未満

Side ShellにHold Frameの無い船舶で学習経験がないため、誤認したと思われる。Transverse Bulkheadは正しく認識している。

#### 4. タンク・ホールド内画像認識実験 I (6)

テストデータに訓練データ以外（別船）を使用



Top side tank sloping plating: 50%未満  
Deck girder: 93.3%  
Hatch side coaming: 50%未満  
Hatch end coaming: 50%未満

Top side tank sloping platingは画面上鮮明ではない。船体構造の知識が必要。



Top side tank sloping plating: 99.1%  
Deck girder: 78.1%  
Hatch side coaming: 98.3%  
Hatch end coaming: 99.0%  
Cross Deck: 90.3%

## 5. タンク・ホールド内画像認識実験 II (1)

### データセット

非GPS環境（タンク内：暗い）を想定  
実験Iで使用した画像を基に照明があたった画像を仮想的に再現し、データセットを準備する。



図：ドローンカメラ撮影画像

図：左画像位置（フラッシュ撮影）

図：貨物倉内（ハッチ閉：非GPS環境再現）



閉環境（暗い環境）  
を仮想的に再現（2段階）

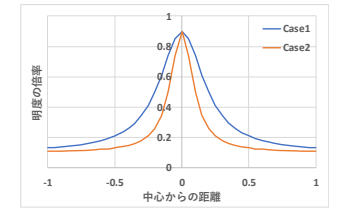


明るい環境での学習結果を  
基に認識率を検証

## 5. タンク・ホールド内画像認識実験 II (2)

### 模擬的な暗室内画像の生成

- ・ BGR画像データをHSV画像データに変換
- ・ 明度を、右図に示すような中心からの距離の逆2乗に比例するように明度を下げる。
- ・ CASE1では、中心からの距離が20%時に明度が50%
- ・ CASE2では、中心からの距離が10%時に明度が50%



## 5. タンク・ホールド内画像認識実験 II (3)

Case1

Case2



Top side tank sloping plating: 99.2%  
Deck girder: 93.3%  
Hold frame: 50%未満

Top side tank sloping platingを  
2か所で認識(99.5%と94.1%)  
→ Deck girder: 90.7%  
Hold frame: 50%未満

Top side tank sloping platingと  
Deck girderが認識できているため、  
検査員に有効な情報が提供できている。

Top side tank sloping platingを  
2か所で認識(81.8%と98.5%)  
→ Deck girder: 50%未満  
Hold frame: 50%未満

Deck girderが認識できていないが、  
Top side tank sloping platingの情報から  
Deck girderを推察できる可能性あり。  
画面だけでは判断が難しい。

## 5. タンク・ホールド内画像認識実験 II (4)

Case1

Case2



Top side tank sloping plating: 100%  
Hold frame: 100%  
Bilge hopper plating: 100%  
Transverse bulkhead: 100%  
Lower stool: 100%  
Access ladder: 99.9%  
Inner bottom plating: 99.9%  
Deck girder: 99.9%  
Hatch side coaming: 99.9%  
Hatch end coaming: 99.4%  
Cross deck: 99.4%

Top side tank sloping plating: 53%  
Hold frame: 99.8%  
Bilge hopper plating: 99.4%  
Transverse bulkhead: 100%  
Lower stool: 98.9%  
Access ladder: 99.3%  
Inner bottom plating: 57.9%  
Deck girder: 50%未満  
Hatch side coaming: 50%未満  
Hatch end coaming: 50%未満  
Cross deck: 52.4%


Top side tank sloping plating: 50%未満  
Hold frame: 98.7%  
Bilge hopper plating: 86.8%  
Transverse bulkhead: 99.8%  
Lower stool: 90.0%  
Access ladder: 50%未満  
Inner bottom plating: 50%未満  
Deck girder: 50%未満  
Hatch side coaming: 50%未満  
Hatch end coaming: 50%未満  
Cross deck: 50%未満

暗い部材から認識が困難に。  
明るい部材認識率は依然高い。  
Inner bottom, Cross deckが認識  
できていることは有用

Bulkheadと周辺部材の認識率が  
依然高いことは、検査員にとって  
有用な判断材料  
画面だけでは全体判断が困難

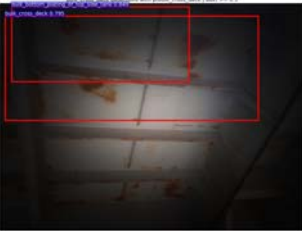
## 5. タンク・ホールド内画像認識実験 II (5)

Case1




Cross Deck: 99.4%

Case2



Cross Deck: 79.5%  
**Top side tank sloping plating: 84.9% (誤認)**




Cross Deck: 50%未満  
**Top side tank sloping plating: 99.3% & 77.3% (誤認)**

Cross DeckをTop side tank sloping platingと誤認。  
Cross DeckとTop side tank sloping platingは隣接しているため、このような判断になった可能性がある。  
構造関係を学習しているか要調査。

Cross Deckと認識できなかった。  
画像だけでは判断が難しい。


## 5. タンク・ホールド内画像認識実験 II (6)

Case1




Transverse bulkhead: 100%  
Lower stool: 100%  
Inner bottom plating: 99.7%

Case2



Transverse bulkhead: 99.6%  
Lower stool: 90.2%  
Inner bottom plating: 95.3%



**Top side tank sloping plating: 86.2% (誤認)**

認識率は多少下がっているが、正しく認識できている。  
画像だけでは判断が難しい。特に現場環境では。

Top side tank sloping platingと誤認。  
ヒトでも判断できない。

## 6. まとめと今後の課題

### <まとめ>

- ディープラーニング (**Faster R-CNN**) による船舶のタンク・ホールド内の **画像認識の精度** を調査した。
- データセット (訓練データ550画像、検証データ250画像) で学習し、テストデータ89画像で検証した。
- **明るい環境での画像認識率は高かった。**
- ホールド内 (閉環境・暗所) を画像処理で再現し、学習結果の重みを用いてテストデータの画像認識率を調査した。
- 明るい環境での画像認識率に比べると、**認識率は低下する**。ライトのあたった明るい (画像中央) の認識率は高いものの、周辺の暗い部材の認識率は低下し、認識できなかったケースもみられた。
- 暗い画像で **ヒトが判断することも困難な部材** に対して、**的確に判断できていたため**、現場での判断支援には有望である。
- 周辺の部材と **誤認するケース** もあった。Deep Learningが構造関係を含んで誤認していたのか、より詳細な検討が必要である。

### <今後の展開>

- **腐食・損傷画像** を数多く学習させ、学習精度を検証する。
- 実運用方法を詳細に検討し、**リアルタイム**での認識が行えるようにする。

ご清聴ありがとうございました