

# AI手法を利用した船舶画像及びレーダ反射強度 による船種識別に関する研究

○日高康之(中電技術コンサルタント(株)) ・中村秀明(山口大学)  
田丸人意(東京海洋大学) ・山田多津人(海上保安大学校)  
月坂明広(中電技術コンサルタント(株)) ・水井真治(中電技術コンサルタント(株))



2024年10月18日 日本航海学会・航法システム研究会講演

# ～目次～

---

1. はじめに	2
2. 船舶画像による船種識別	4
3. レーダ反射強度の測定	16
4. 船舶画像とレーダ反射強度画像による識別の比較	22
5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法	28
6. 結論	38
7. 課題と将来展望	39

# 1.はじめに(背景)

従来

これまでの海上交通量調査

海上交通量調査にあたっては、船舶に搭載されているAISを利用した船名・船種・位置情報等の調査及び船舶用レーダを陸上固定点に設置して実施する運航経路等の調査に加え、言わば人海戦術である目視観測による調査も実施される。

調査の課題

小型船舶の船舶の  
大きさ、船種の特定  
は手間がかかる。

夜間の観測は人の  
主観によるミスの  
恐れがある。

調査の省力化・正確化が求められる。

本研究

AIを利用した船舶画像及びレーダ反射強度による  
船種識別

## 1.はじめに(研究の目的)

- 前述の背景から抽出される調査実施時の問題点や留意点
  - I. 経験工学的な知識と技術の継承  
(船舶の一般的な知識と船種識別(特に夜間)の技術)
  - II. 人海戦術による負荷軽減
  - III. AIによる省力化

### 本研究の目的

本研究: 小型船舶を対象としたAIによる船種識別手法の確立(システムの開発)

I: 海上交通量調査時に未経験者が船種識別知識を補うツールの開発 ……2章

II: 夜間の海上交通量調査時に小型船舶の船種が識別できるシステムの開発 ……3,4章

III: レーダ反射強度画像による小型船舶の識別精度向上のための手法改善 ……5章

## 2. 船舶画像による船種識別（識別システムの概要）

CNNのネットワーク構造は、いくつか提案されているが、本研究では、一般的に広く使用されている「VGG-16」と呼ばれるモデルを使用した。図1にCNNによる船種識別の概要を示す。



図1 CNNによる船種識別(クラス分類)の概要

## 2. 船舶画像による船種識別（使用したデータ）

表1 画像のクラス別のデータ数等

クラス名	G1	G2	G3	G4	G5
クラス名称	貨物船	タンカー	フェリー	小型客船	漁船・プレジャーボート
クラス別データ数	170	332	291	196	422
クラス別比率	0.120	0.235	0.206	0.139	0.300



対象フェリーの画像



対象小型客船の画像

## 2. 船舶画像による船種識別（クラス分類）

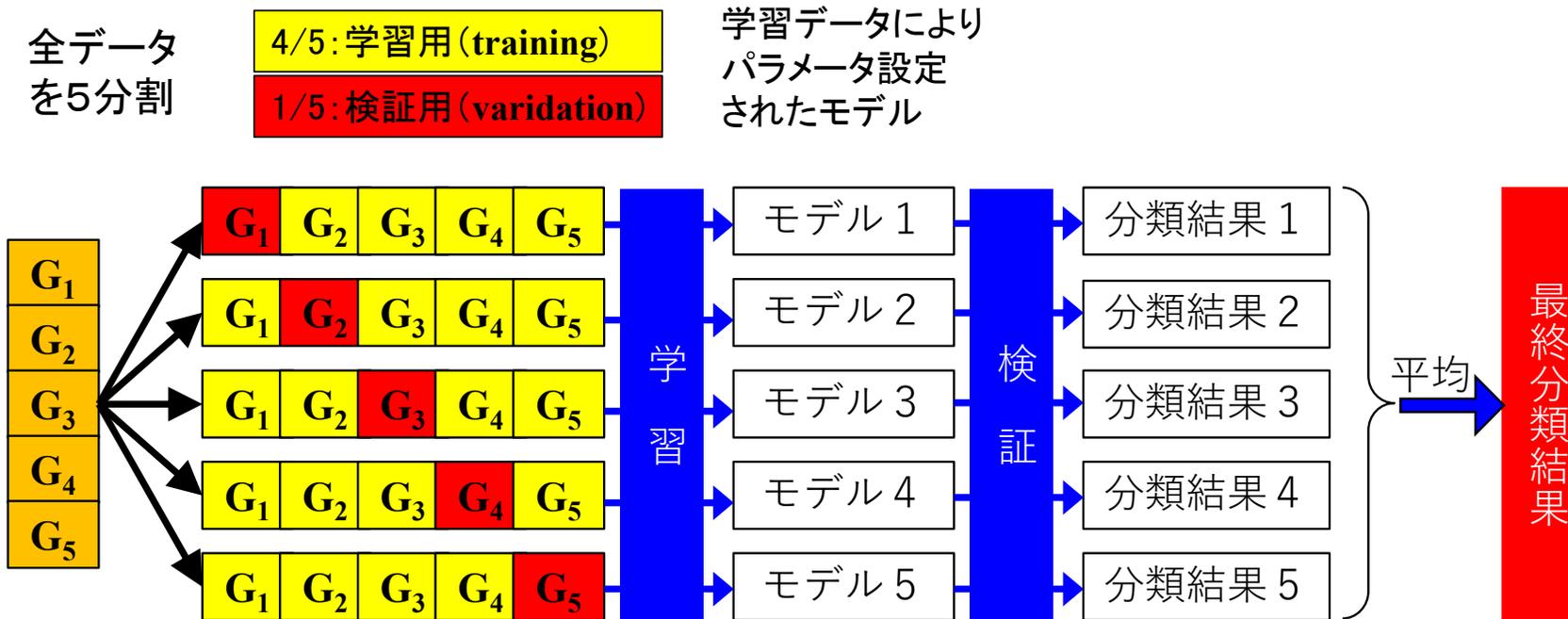
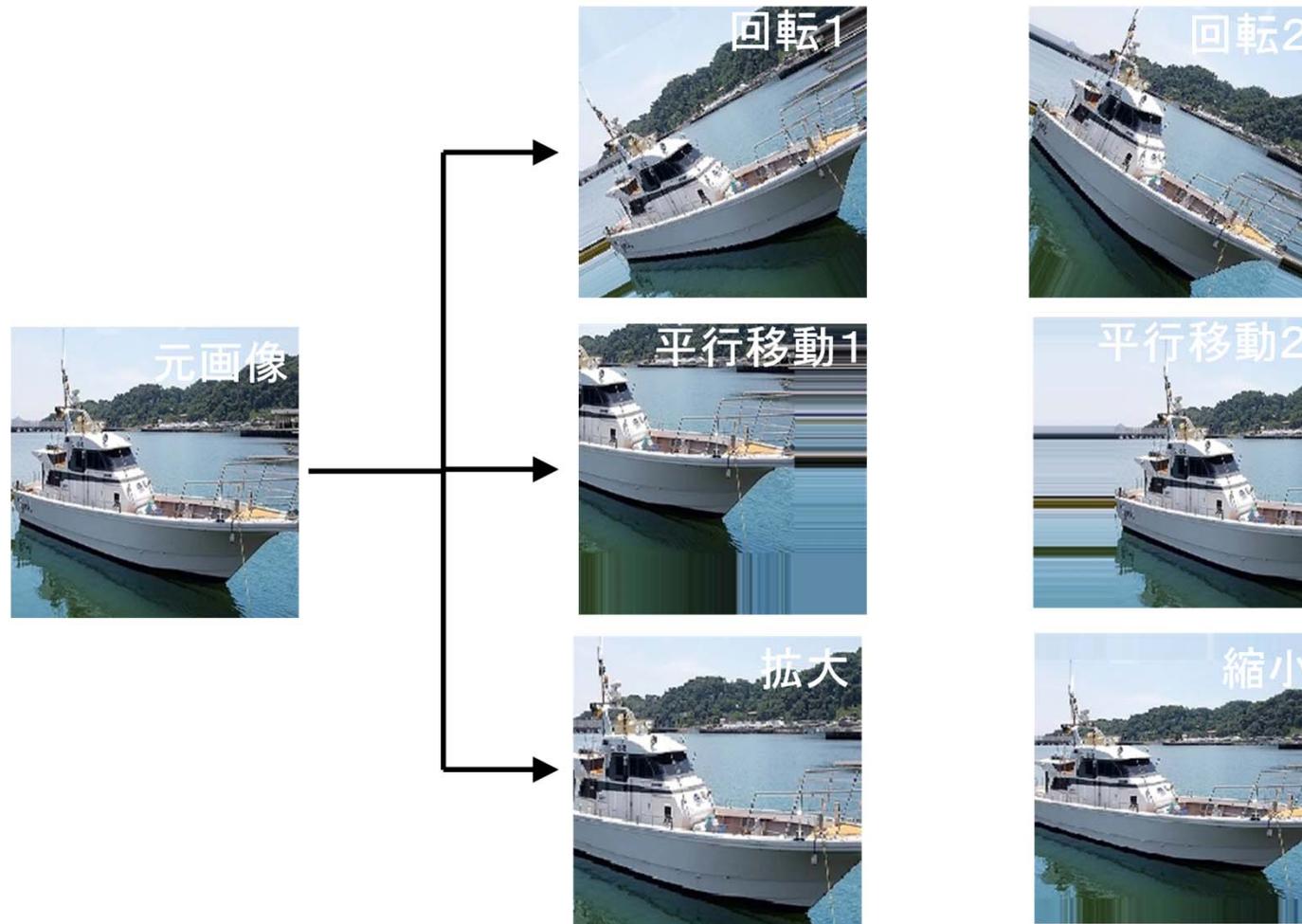


図2 K-分割交差検証 (K=5の例) の概念

K-分割交差検証では、データセットをK個に分割し、そのうちの  $(K - 1) / K$  をモデル自体の調整 (学習) に用いる学習データとし、残りの  $1 / K$  を学習の結果の評価に用いる検証データとした。

本研究では、 $K=5$  としてデータセットを5分割し、全データの80%を学習データ、20%を検証データとし、5回の検証結果を平均して分類 (識別) 結果とした。

## 2. 船舶画像による船種識別（識別性能の向上）



画像データは1411枚であり、必要十分な量ではない。

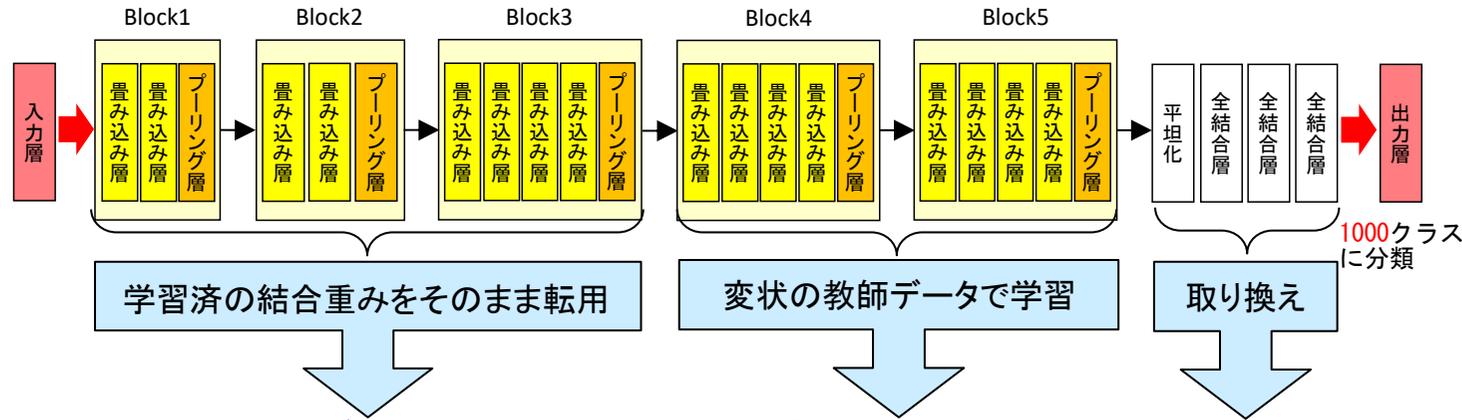
回転(2種類)、平行移動(2種類)、拡大・縮小に、水平反転を組み合わせ、保有データの14倍の拡張を行った。データ拡張の実施例を図3に示す。

(元画像 × 6パターン) × 水平反転 = 14倍

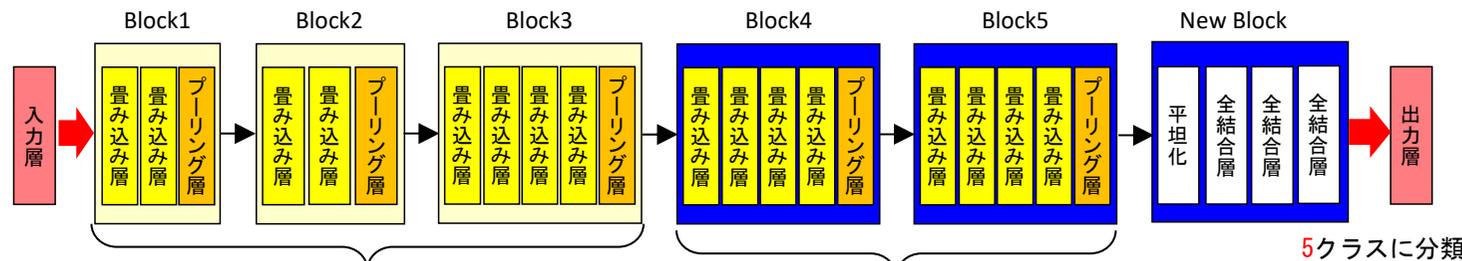
図3 データ拡張の実施例

## 2. 船舶画像による船種識別 (識別性能の向上)

Image Netなど公開されている大規模データセットでの学習結果



船種の検出モデルをFine Tuning(再調整)



少ない学習データで精度の向上を図るため、Image Netと呼ばれる大規模な画像データセットで既に学習した学習済みの重みに対して、転移学習(Fine-tuning)を実施した。

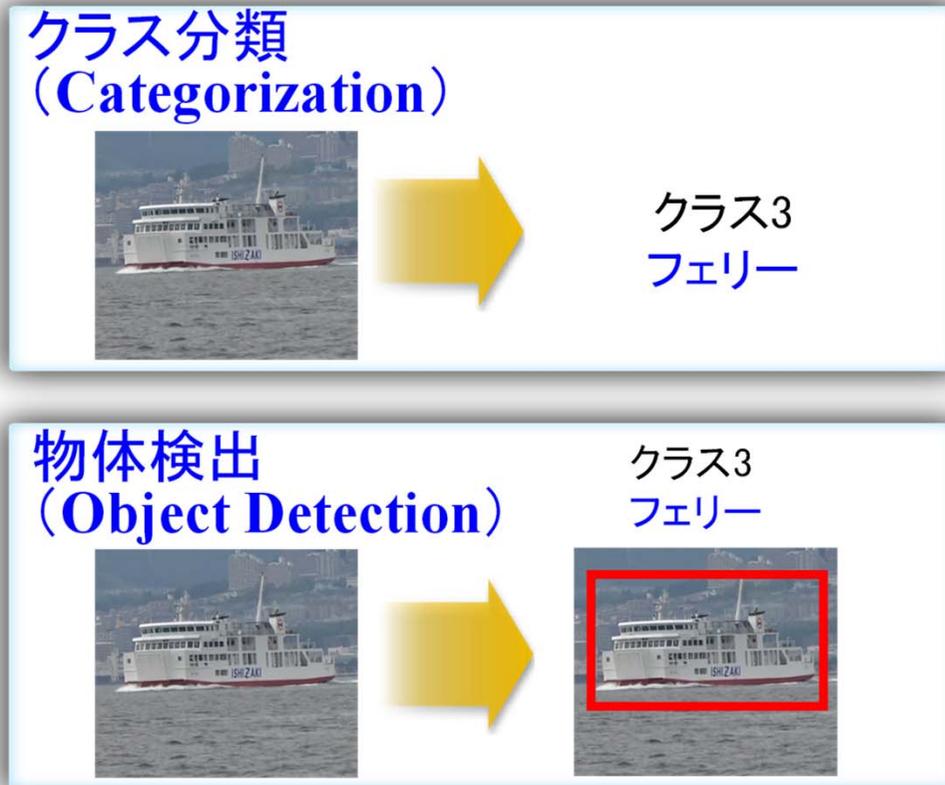
## 2. 船舶画像による船種識別（船種識別の結果）

表2 AIによる分類（識別）結果  
（5回交差検証平均）

		識別結果(%)				
		G1_貨物船	G2_タンカー	G3_フェリー	G4_小型客船	G5_漁船・プレジャーボート
正 解 ク ラ ス	G1_貨物船	73.5	21.8	2.3	1.2	1.2
	G2_タンカー	9.6	85.7	0	1.5	3.3
	G3_フェリー	1.4	1.4	87.9	7.6	1.7
	G4_小型客船	0	2.6	12.3	79.5	5.6
	G5_漁船・プレジャーボート	0.7	0.5	1.4	4.9	92.5

表2は5回の検証を行った平均の結果を示す。検討結果から識別割合が90%以上と高い船種は漁船・プレジャーボートであった。同様に識別割合が低い船種は貨物船で約70%の識別割合であった。各船種平均で86%の識別割合であった。

## 2. 船舶画像による船種識別 (AIによる船舶検出)



写っているものの  
クラスを分類

矩形領域で  
物体位置を検出し  
その領域の  
クラスを分類

図4 画像認識におけるタスク

本章の前半は、クラス分類のタスクであり、このスライド以降は物体検出のタスクとなる。物体検出は、画像内に複数の対象物が存在した場合、対象物ごとにクラス分類(識別)が行われるため、実際の船舶交通量調査の業務流れと一致している。

## 2. 船舶画像による船種識別 (AIによる船舶検出)

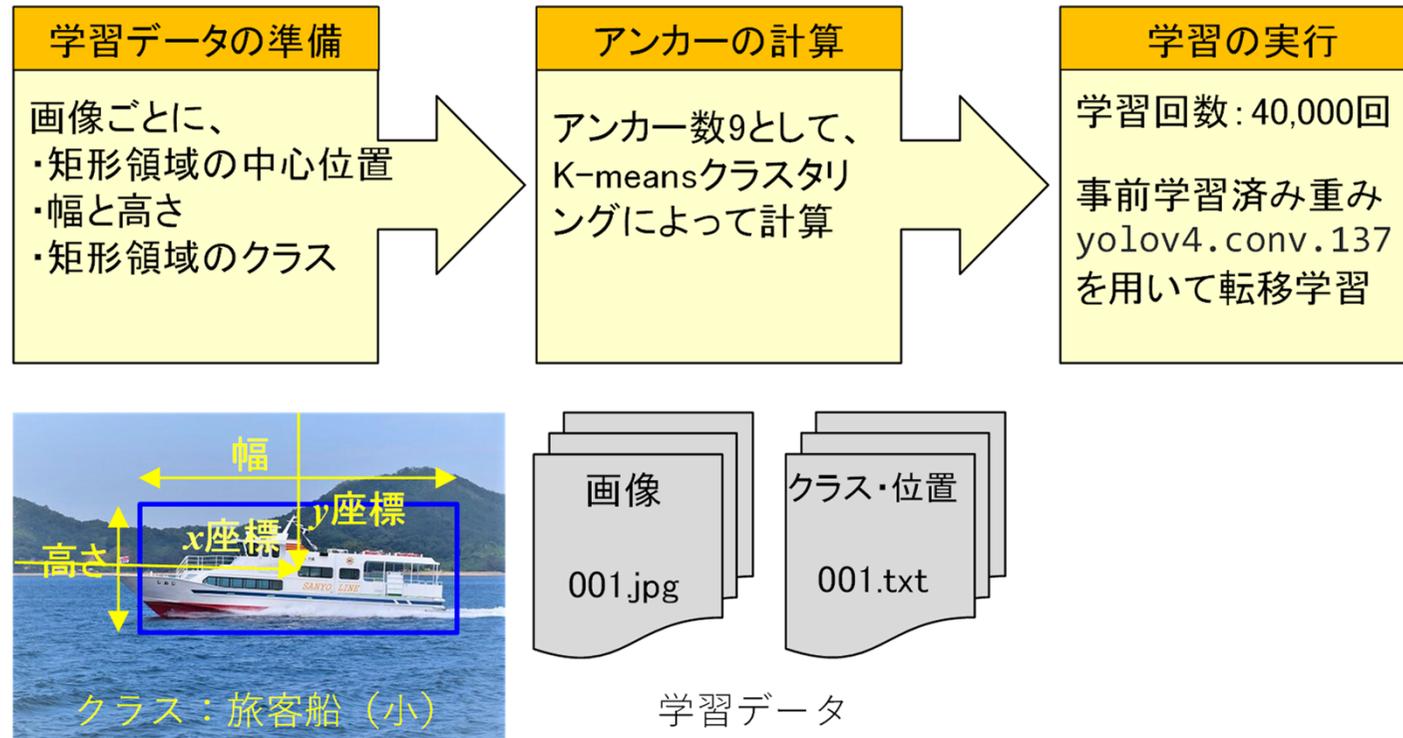


図5 YOLOv4による物体検出の流れ

本研究では、物体検出手法であるYOLOを用いて、リアルタイムに船舶の検出や船種の識別を行う。YOLOは、処理速度が非常に早いという特徴を有している。

そのため、リアルタイムに物体検出を行うことが可能である。YOLOの物体認識の手法は、予め画像全体をグリッド分割しておき、領域ごとに物体の種類と位置を紐付けている。

## 2. 船舶画像による船種識別 (船舶検出の結果)

表3 学習データの数と正解率

船種	データ数	正解率(%)
コンテナ船	144	85
セメント船	132	98
フェリー	208	85
モーターボート	115	75
ヨット	100	81
曳航船	135	81
液化ガス船	116	95
貨物船	116	64
漁船・プレジャーボート	255	59
原油タンカー	164	90
作業船	151	85
自衛船	83	73
自動車専用船	111	100
巡視船	83	87
水上バイク	49	100
水先艇	93	67
土砂運搬船	63	40
旅客船(小)	47	70
旅客船(中)	75	45
旅客船(大)	40	43

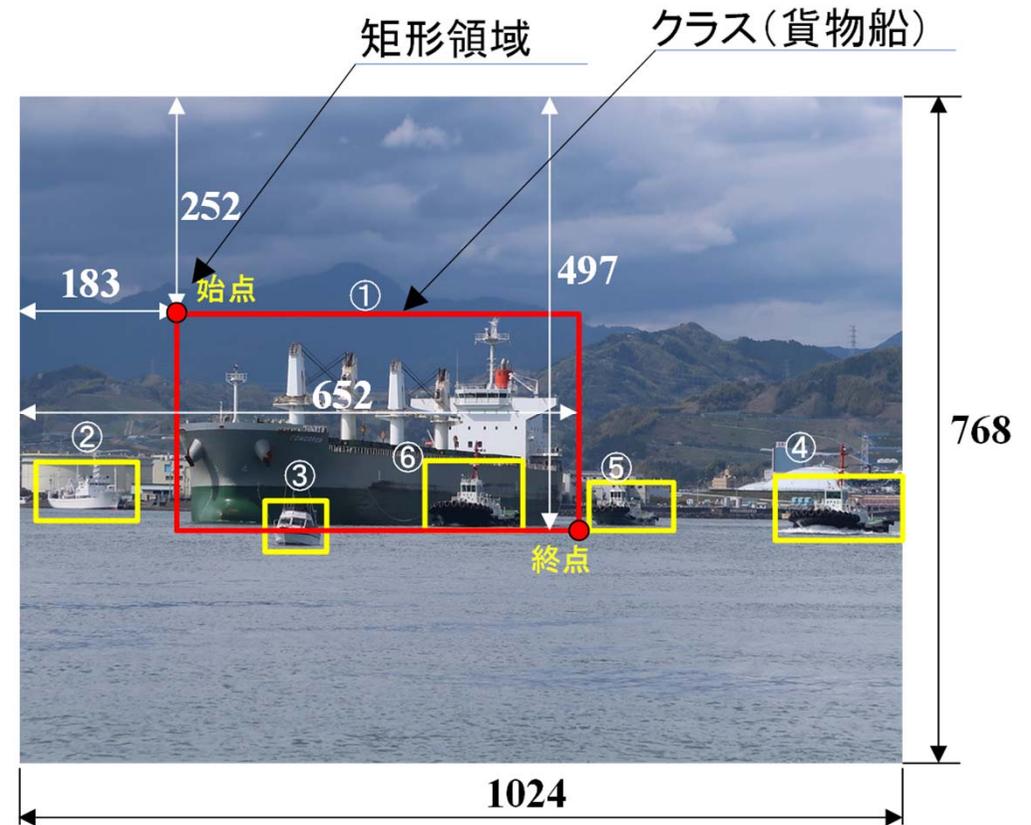


図6 船舶検出の学習データの例

## 2. 船舶画像による船種識別（検証結果比較）

表4 AIによる分類(識別)結果  
(5回交差検証平均)

	G1_貨物船	G2_タンカー	G3_フェリー	G4_小型客船	G5_漁船・プレジャーボート
G1_貨物船	73.5	21.8	2.3	1.2	1.2
G2_タンカー	9.6	85.7	0	1.5	3.3
G3_フェリー	1.4	1.4	87.9	7.6	1.7
G4_小型客船	0	2.6	12.3	79.5	5.6
G5_漁船・プレジャーボート	0.7	0.5	1.4	4.9	92.5

表5 本報告の船舶検出の結果  
正解割合(%)

船種	データ数	正解率(%)
コンテナ船	144	85
セメント船	132	98
フェリー	208	85
モーターボート	115	75
ヨット	100	81
曳航船	135	81
液化ガス船	116	95
貨物船	116	64
漁船・プレジャーボート	255	59
原油タンカー	164	90
作業船	151	85
自衛船	83	73
自動車専用船	111	100
巡視船	83	87
水上バイク	49	100
水先艇	93	67
土砂運搬船	63	40
旅客船(小)	47	70
旅客船(中)	75	45
旅客船(大)	40	43

船舶画像として特徴がある船種の識別精度は比較的好く、データ数の少ない船舶が同精度は低い傾向がある。

## 2. 船舶画像による船種識別(2章まとめ)

以下に得られた知見を整理する。

(1) 船舶画像データを用いた船種識別(クラス分類)のためのAIシステムを構築した。今回の検討では、小型船舶を中心とする5船種のクラス分類の判定を試みた。

(2) 船舶画像1411枚の5船種データから5分類のクラス分類検証テストを行い、約86%の識別割合の検証結果を得た。

約86%の識別に留まる理由は、学習データ数が少ないため、学習に偏りが生じ、汎化性能が低いと考えられる。

(3) 船舶の識別(クラス分類)割合を向上させるためには各船種の画像を更に増加させる必要がある。

(4) 船舶検出については、精度は向上していると考えられる。船舶画像として特徴がある船種の識別精度は比較的好く、データ数の少ない船舶は低い傾向にある。船舶画像・動画のデータ蓄積を進める必要がある。

# ～目次～

---

1. はじめに.....	2
2. 船舶画像による船種識別 .....	4
<b>3. レーダ反射強度の測定 .....</b>	<b>16</b>
<b>4. 船舶画像とレーダ反射強度画像による識別の比較 .....</b>	<b>22</b>
5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法 .....	28
6. 結論 .....	38
7. 課題と将来展望 .....	39

### 3. レーダ反射強度の測定（観測場所など）

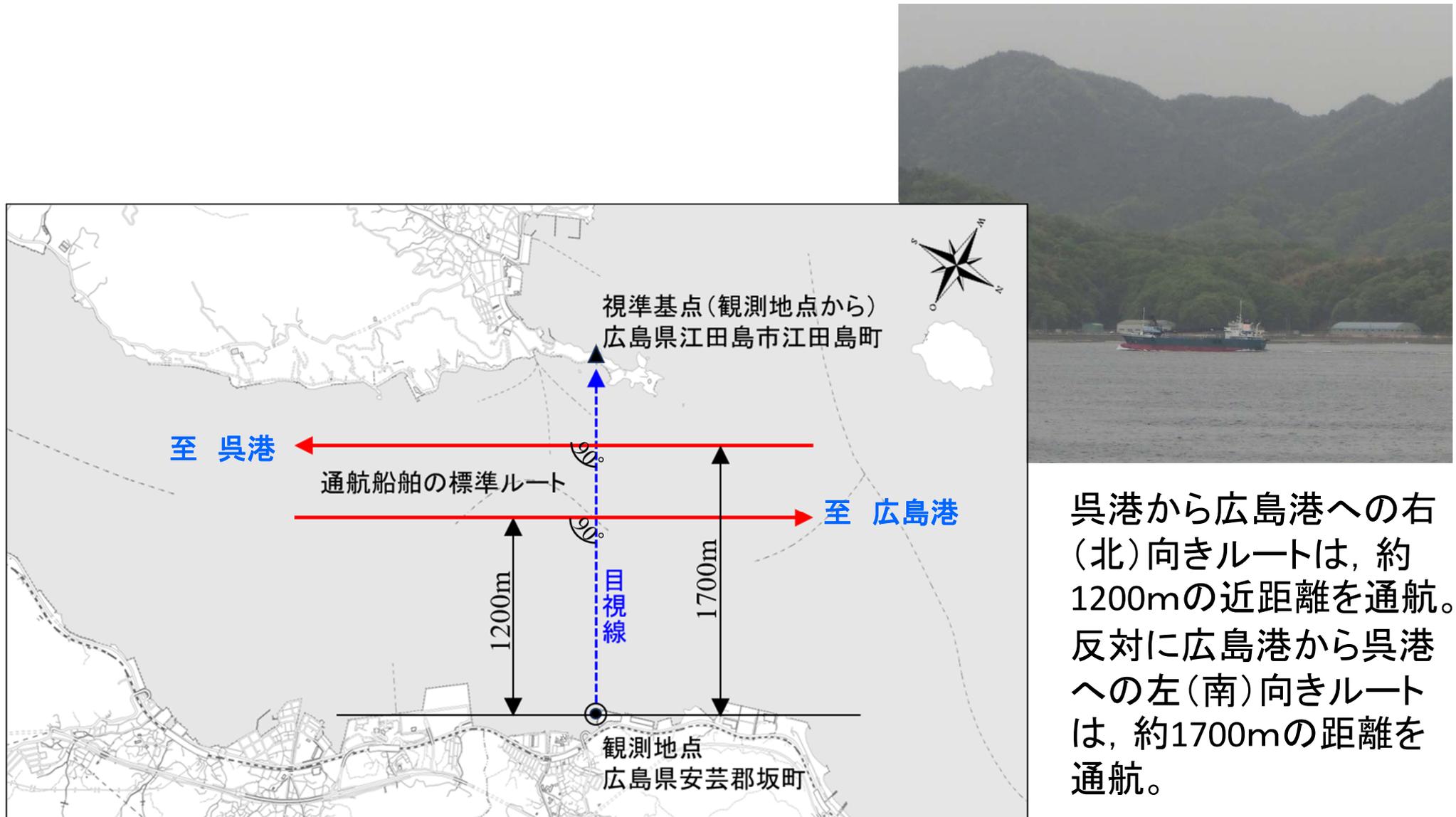


図7 観測場所 (広島県坂町沿岸)

### 3. レーダ反射強度の測定 (対象データと観測システム)



図8 対象とした船種画像の例

対象とした船種は、船種毎のデータ数が50以上であった漁船等(漁船及びプレジャーボート)、貨物船、旅客船、フェリーの4船種である。

この4船種以外も観測しているが、データ数が各30未満と少ないため、対象から除外した。

### 3. レーダ反射強度の測定 (対象データと観測システム)

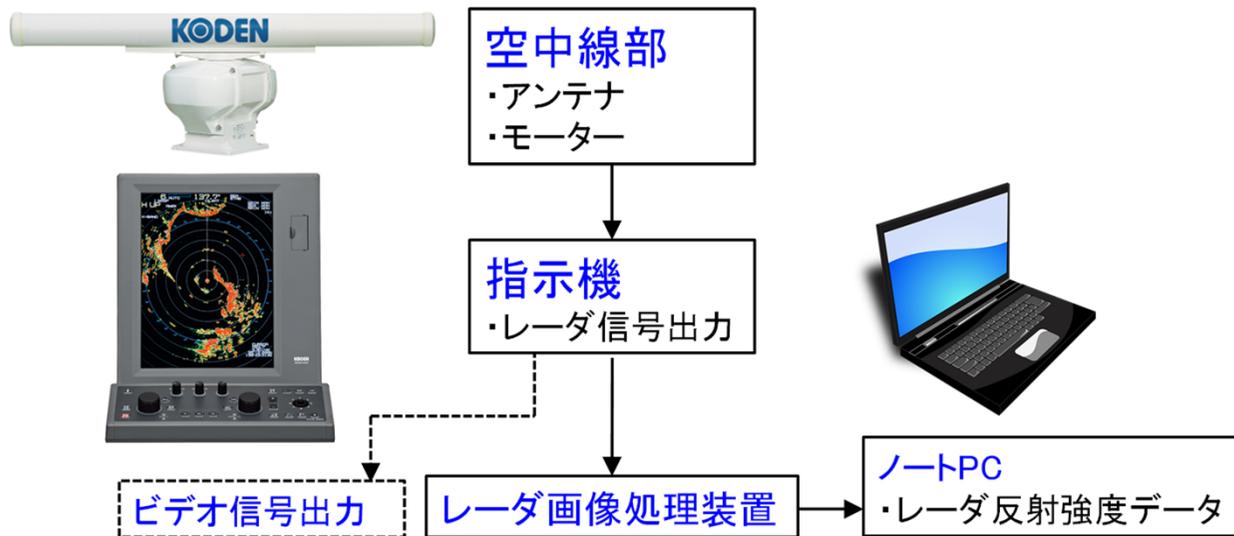


図9 観測システムの構成

船舶用のレーダ信号が信号変換器を通り、レーダ画像処理装置、そして表示用ノートPCへと送って処理

表6 使用したXバンドレーダの主要性能

主要目	
メーカー	株式会社光電製作所
型式	MD-2210
送信周波数	9410±25MHz
送信出力	12kW
パルス幅	0.08μs
水平ビーム幅	1.2度
垂直ビーム幅	22度
方位分解能	2.0度以下
距離分解能	20m以下

### 3. レーダ反射強度の測定 (観測システムと取得されるデータ)

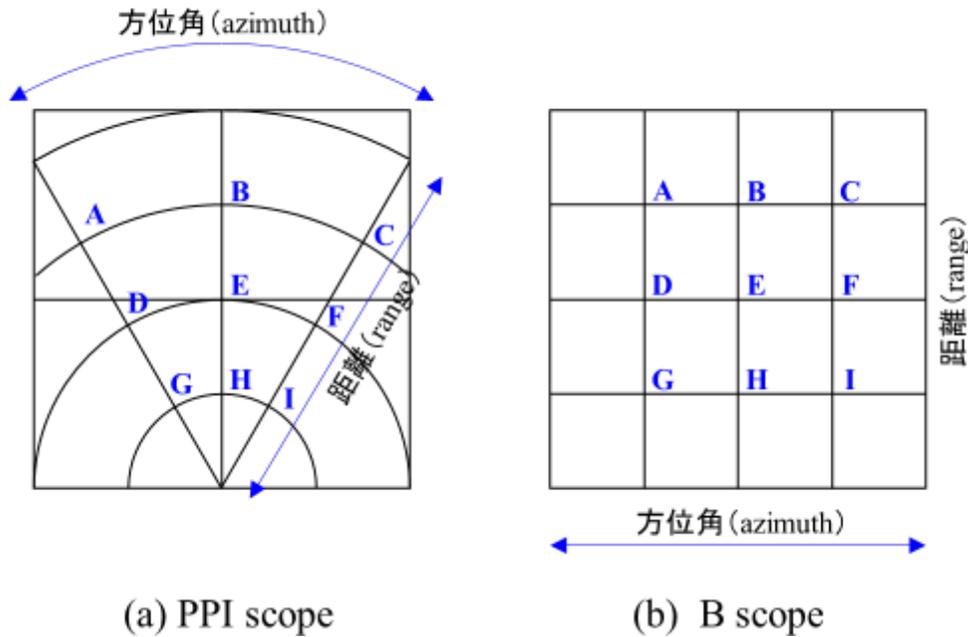


図10 レーダ画面の表示形式

PPIスコープは、極座標の表示。  
これに対し、横軸を方位角、縦軸を距離として展開した直交座標の表示に変換したものがBスコープ。

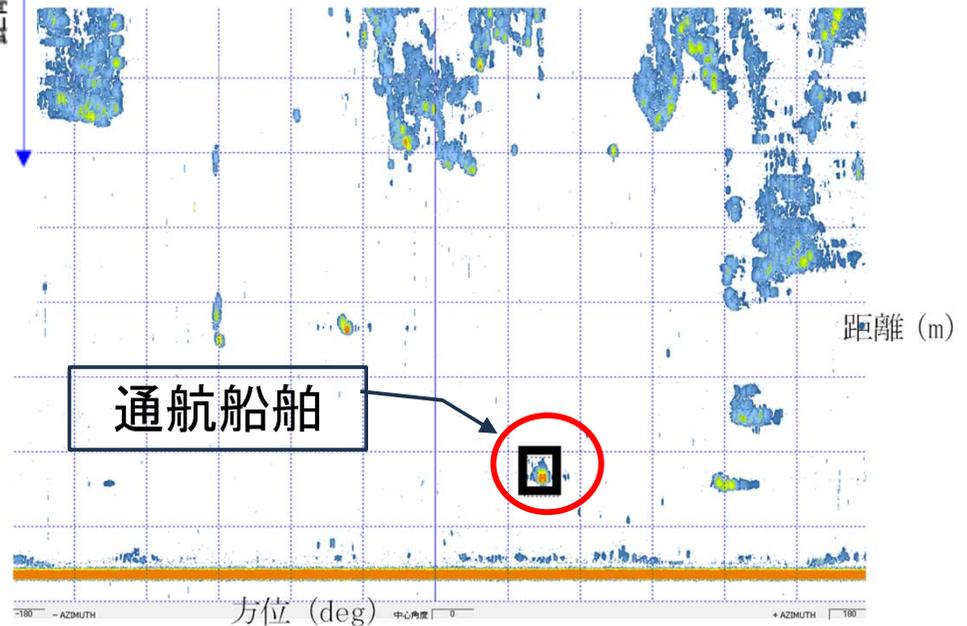


図11 観測したBスコープデータの例

### 3. レーダ反射強度の測定 (レーダ反射強度データの前処理)

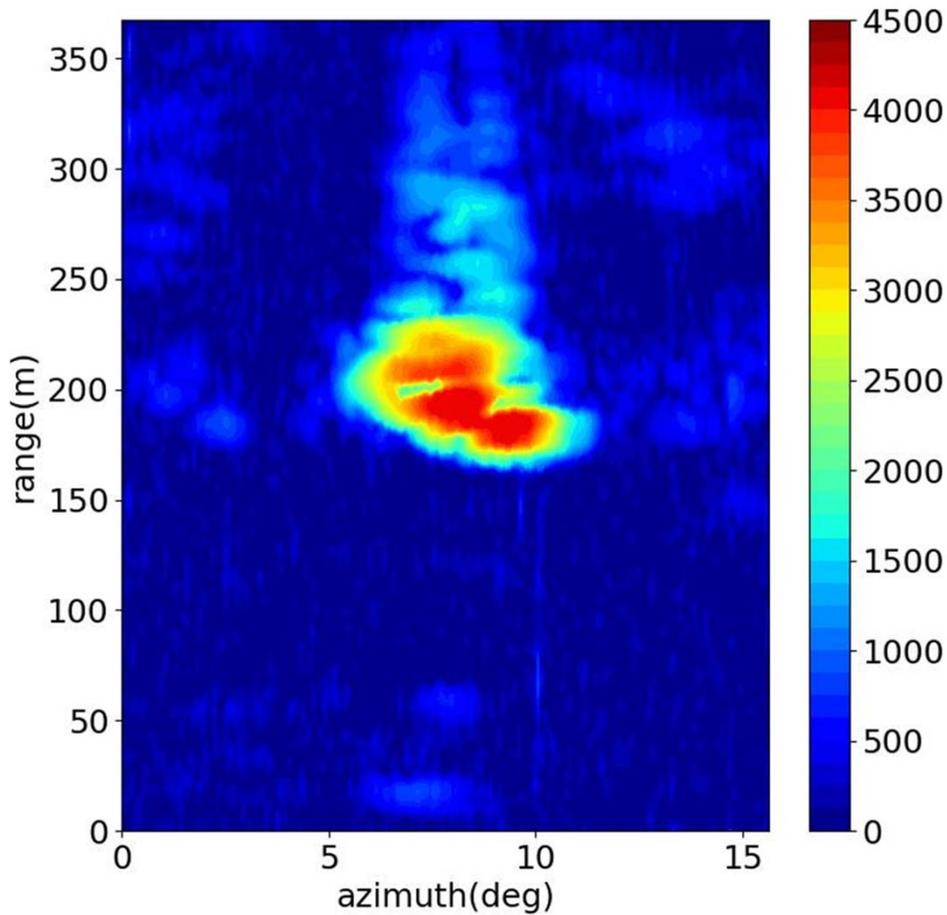


図12 フェリーのレーダ反射強度の元画像の例

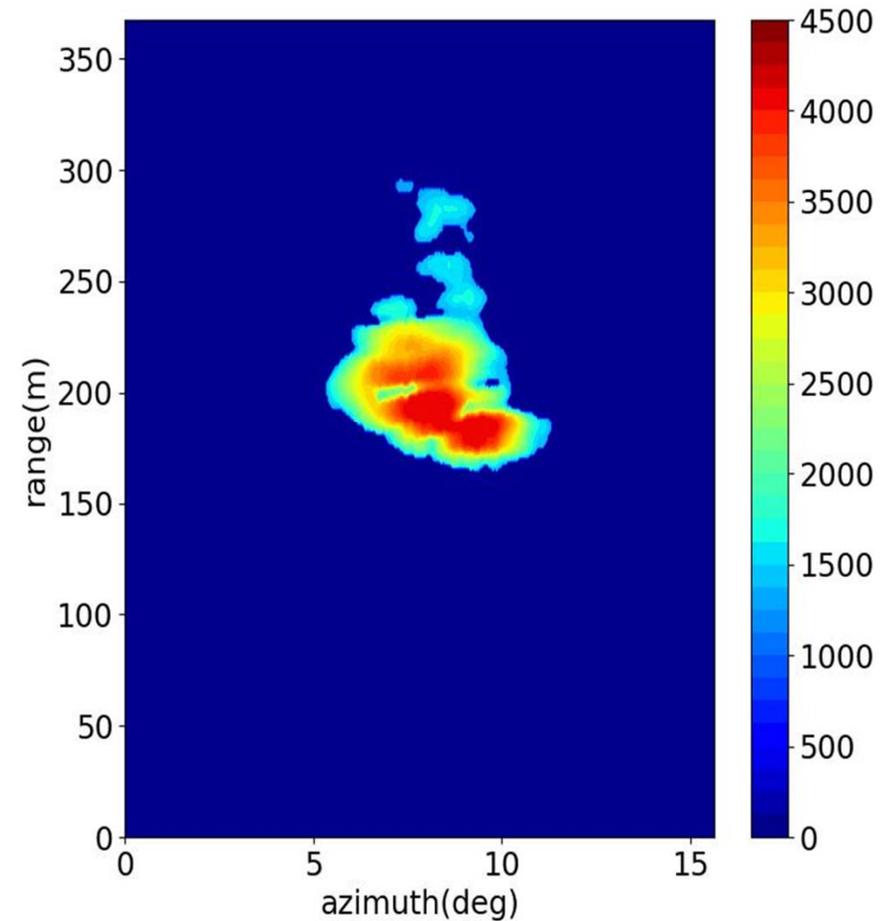


図13 左図の雑音処理を行った画像

### 3. レーダ反射強度の測定 (対象データ数)

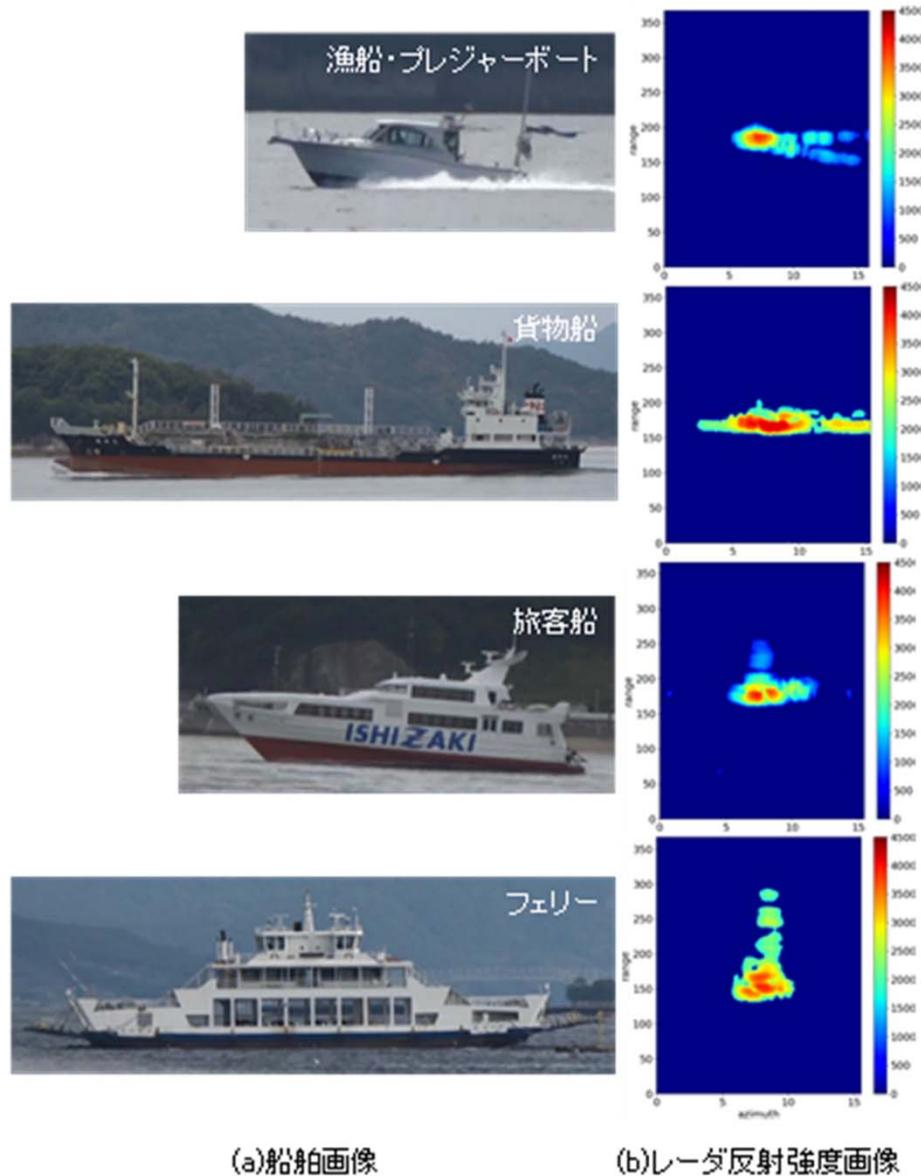


表7 対象とする船種毎のデータ数

船種	観測データ数	対象データ数
貨物船	88	80
フェリー	207	196
漁船等	288	261
旅客船	227	223
除外船舶	69	0
合計	879	760

全観測データのうち、4船種以外の船舶は、観測数が少ないことから識別対象から除外  
対象データは、船舶画像とレーダ反射強度が一对

図14 典型的なレーダ反射強度画像

## 4. 船舶画像とレーダ反射強度画像による識別の比較 (船舶画像による船種識別)

表8 船舶画像のCNNによる分類結果

		予測クラス				適合率	再現率	F値
		漁船等	貨物船	旅客船	フェリー			
正 解 ク ラ ス	漁船等	100.0	0.0	0.0	0.0	0.996	1.000	0.998
	貨物船	0.0	100.0	0.0	0.0	1.000	1.000	1.000
	旅客船	0.4	0.0	99.6	0.0	1.000	0.996	0.998
	フェリー	0.0	0.0	0.0	100.0	1.000	1.000	1.000

正解率 0.999

クラスごとの適合率の平均 0.999

クラスごとの再現率の平均 0.999

クラスごとのF値の平均 0.999

## 4. 船舶画像とレーダ反射強度画像による識別の比較 (船舶画像による船種識別)

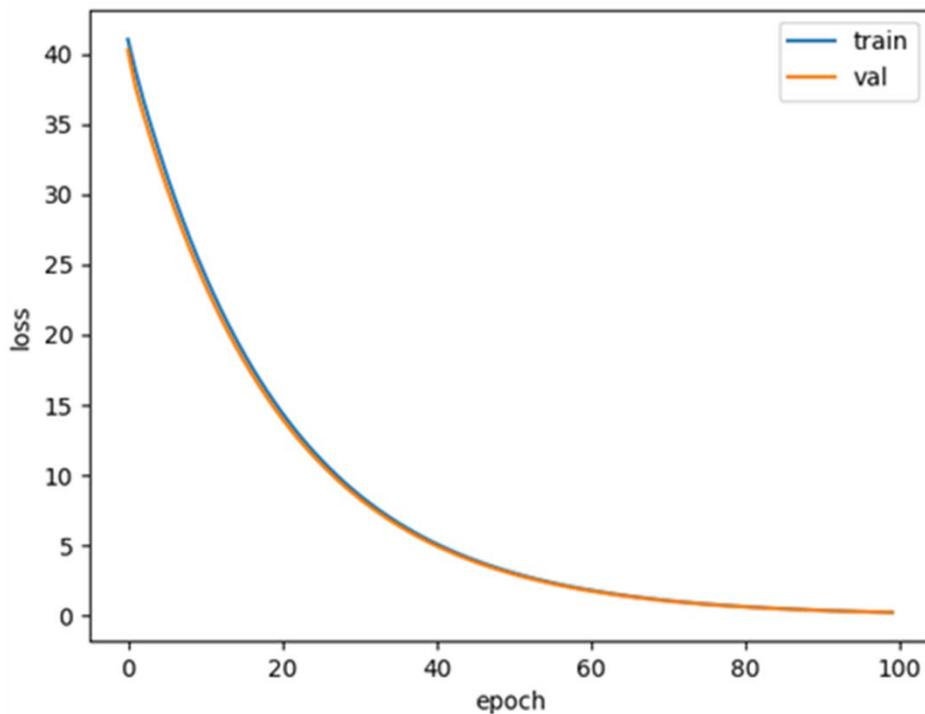


図15 学習における損失関数の推移

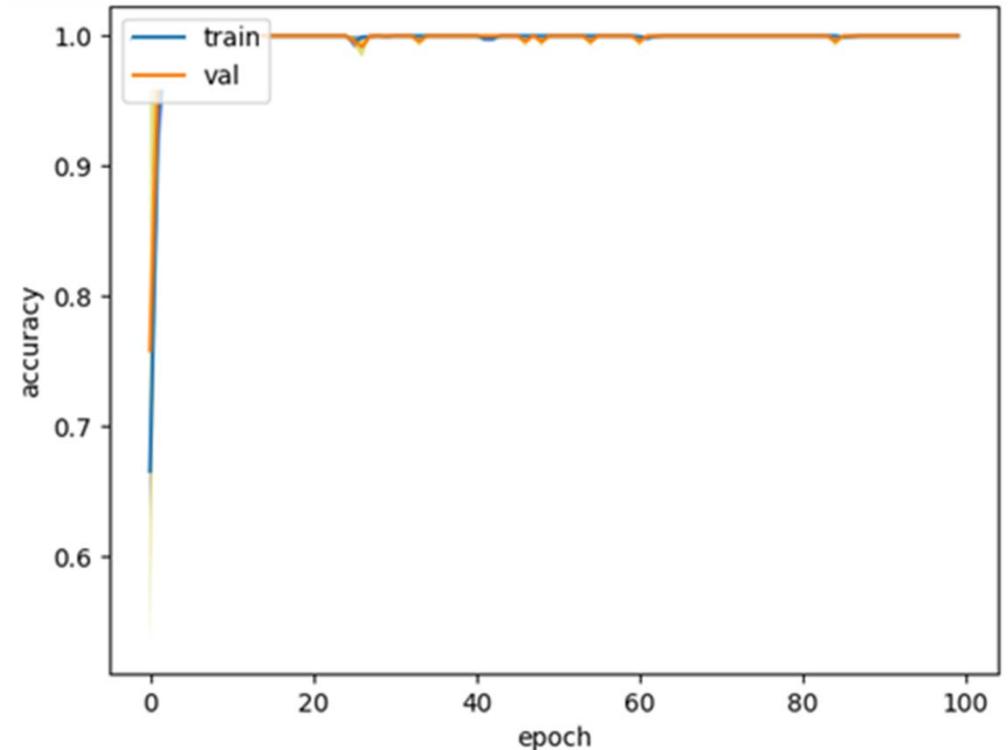


図16 学習における正解率の推移  
(船舶画像)

青く表記したtrainは学習データに対する精度を表しており、オレンジ色のvalは、学習に使っていないデータでの精度である。

## 4. 船舶画像とレーダ反射強度画像による識別の比較 (レーダ反射強度画像による船種識別)

表9 レーダ反射強度のCNNによる分類結果

		予測クラス			
		漁船等	貨物船	旅客船	フェリー
正解クラス	漁船等	93.1	0.0	6.9	0.0
	貨物船	0.0	81.3	12.5	6.2
	旅客船	7.6	5.8	86.7	0.0
	フェリー	0.5	0.0	0.0	99.5

正解率	0.901				平均
適合率	0.920	0.934	0.817	0.941	0.903
再現率	0.931	0.813	0.866	0.995	0.901
F値	0.925	0.869	0.841	0.967	0.901

## 4. 船舶画像とレーダ反射強度画像による識別の比較 (レーダ反射強度画像による船種識別)

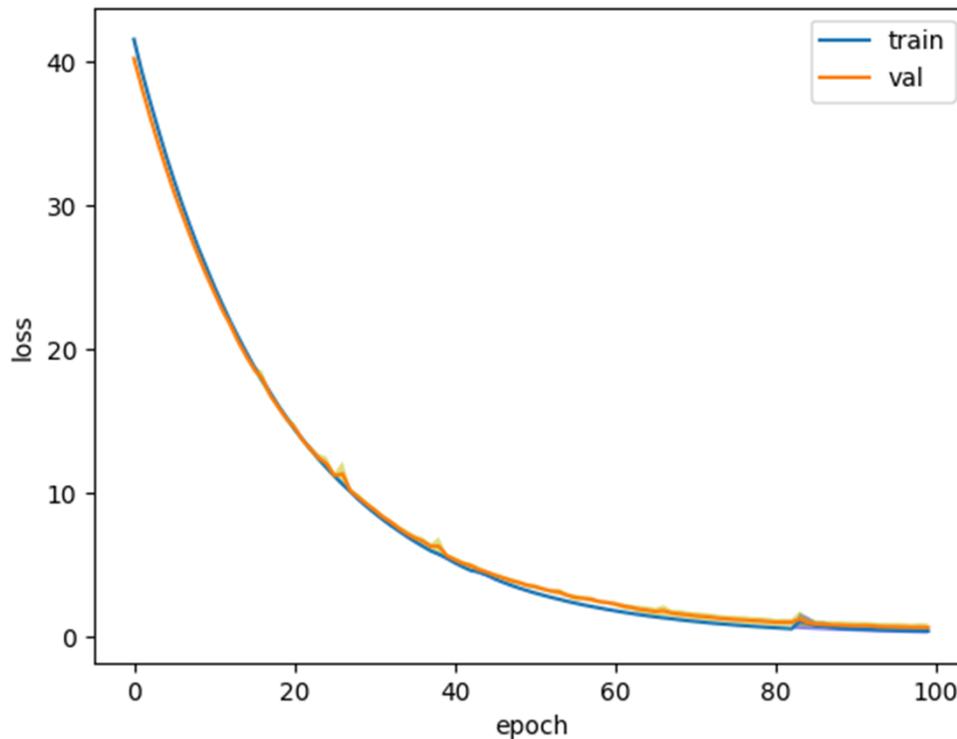


図17 学習における損失関数の推移

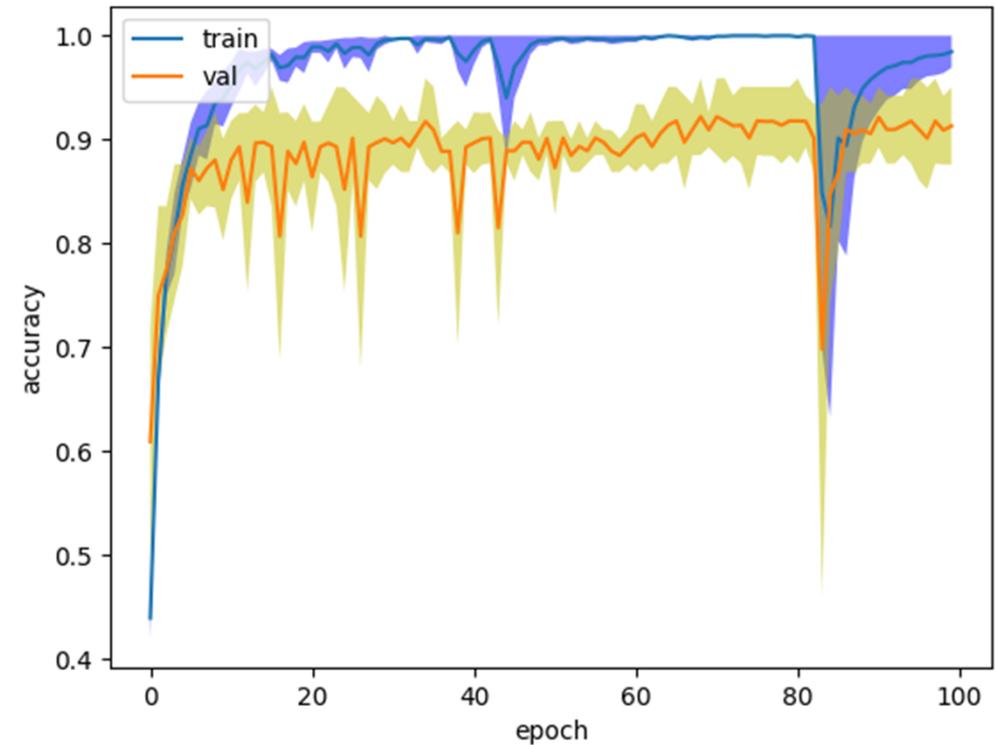


図18 学習における正解率の推移  
(レーダ反射強度画像)

## 4.船舶画像とレーダ反射強度画像による識別の比較 (3章及び4章まとめ)

得られた主な知見を整理する。

1. 深層学習の一手法である**CNNを用いて**，船舶画像データおよびレーダ反射強度画像から**船種識別を行うAIシステムを構築**を行った。
2. 構築されたAIシステムを用いて，**4船種の船舶画像のクラス分類**を行い，**高精度(平均正解率99.9%)で分類**を行うことができた。
3. **夜間を想定したレーダ反射強度画像**による4クラス分類において，**比較的高精度(平均正解率90.1%)で，分類**を行うことができた。
4. 船舶画像やレーダ反射強度画像の計測では，真横から撮影，計測することにより，特徴が捉えやすくなり，分類精度が向上することが確認できた。

# ～目次～

---

1. はじめに	2
2. 船舶画像による船種識別	4
3. レーダ反射強度の測定	16
4. 船舶画像とレーダ反射強度画像による識別の比較	22
<b>5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法</b>	<b>28</b>
6. 結論	38
7. 課題と将来展望	39

## 5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法 (ゲイン調整値を閾値とした場合の船種識別)

使用したレーダの較正試験は、表10に示すとおり、実海域において、実務者約10名で実施した使用ゲイン値の観測強度(dBm)信号レベル確認を行い、10名平均で-55dBmという結果を得た。

この信号レベル-55dBmのAD変換値は、2061である。

そこで、AD変換値2061を閾値として、全ての船種のレーダ反射強度データをAIによって船種の識別を行なった。(すなわち閾値以下の強度を0とする処理)

表10 一定の閾値(常用感度)におけるレーダ反射強度(AD変換値)

反射強度レベル (dBm)	GAIN電圧(v)	AD変換値
-10	2.930	4095
-15	2.800	4094
-20	2.690	4003
-25	2.480	3669
-30	2.230	3323
-35	1.964	2932
-40	1.780	2703
-45	1.600	2487
-50	1.440	2293
<b>-55</b>	<b>1.240</b>	<b>2061</b>
-60	1.074	1868
-65	0.890	1648
-70	0.704	1432
-75	0.500	1190
-80	0.320	971
-85	0.254	755
-90	0.053	551

## 5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法 (ゲイン調整値を閾値とした場合の船種識別)

表11 レーダ反射強度のCNNによる分類結果

		予測クラス			
		漁船等	貨物船	旅客船	フェリー
正解クラス	漁船等	80.8	0.0	19.2	0.0
	貨物船	0.0	72.5	18.7	8.7
	旅客船	25.8	7.5	66.2	0.4
	フェリー	0.0	2.1	0.0	97.9

正解率	0.794				平均
適合率	0.758	0.883	0.636	0.915	0.798
再現率	0.808	0.726	0.663	0.979	0.794
F値	0.782	0.797	0.649	0.946	0.793

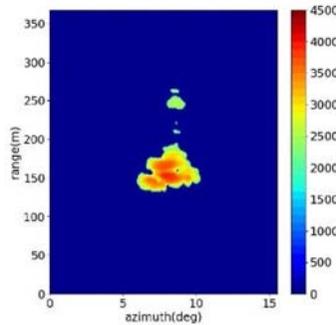
## 5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法 (評価指標)

表12 船種識別時における各評価指標

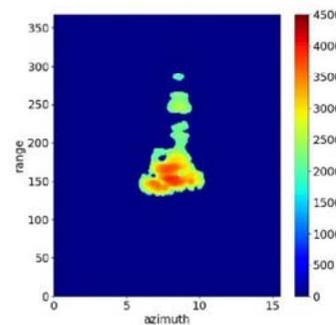
評価指標	説明
正解率 (Accuracy)	データ全体に対する正確な予測の割合
適合率 (Precision)	Positiveと予測された項目のうち、実際にPositiveであった割合、誤検出（空振り）に着目した評価指標
再現率 (Recall)	実際のPositiveのうち、Positiveと予測された割合、未検出（見逃し）に着目した評価指標
F値 (F1 score)	適合率と再現率の調和平均で、両者のバランスを見る指標

## 5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法 (最大値から閾値番号を変えたデータの識別)

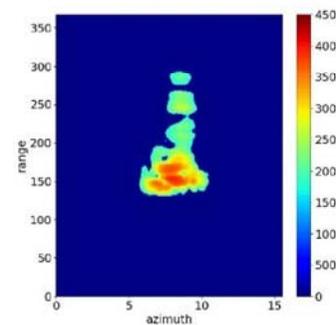
① 閾値番号 2400



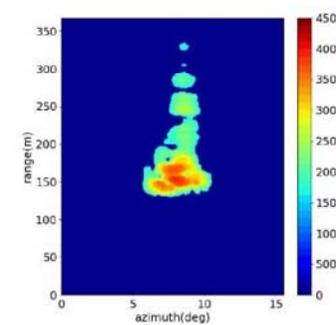
② 閾値番号 3600



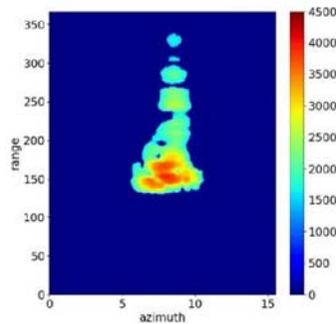
③ 閾値番号 4800



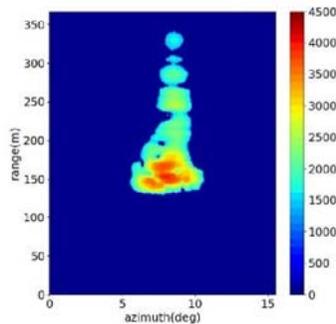
④ 閾値番号 5400



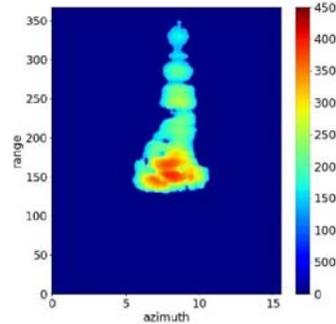
⑤ 閾値番号 6000



⑥ 閾値番号 6600



⑦ 閾値番号 7200



⑧ 閾値番号 8400

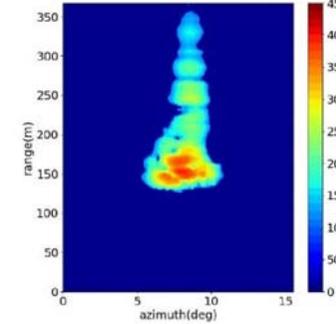


図19 閾値番号別のレーダ反射強度画像(フェリーでの一例)

## 5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法 (最大値から閾値番号を変えたデータの識別)

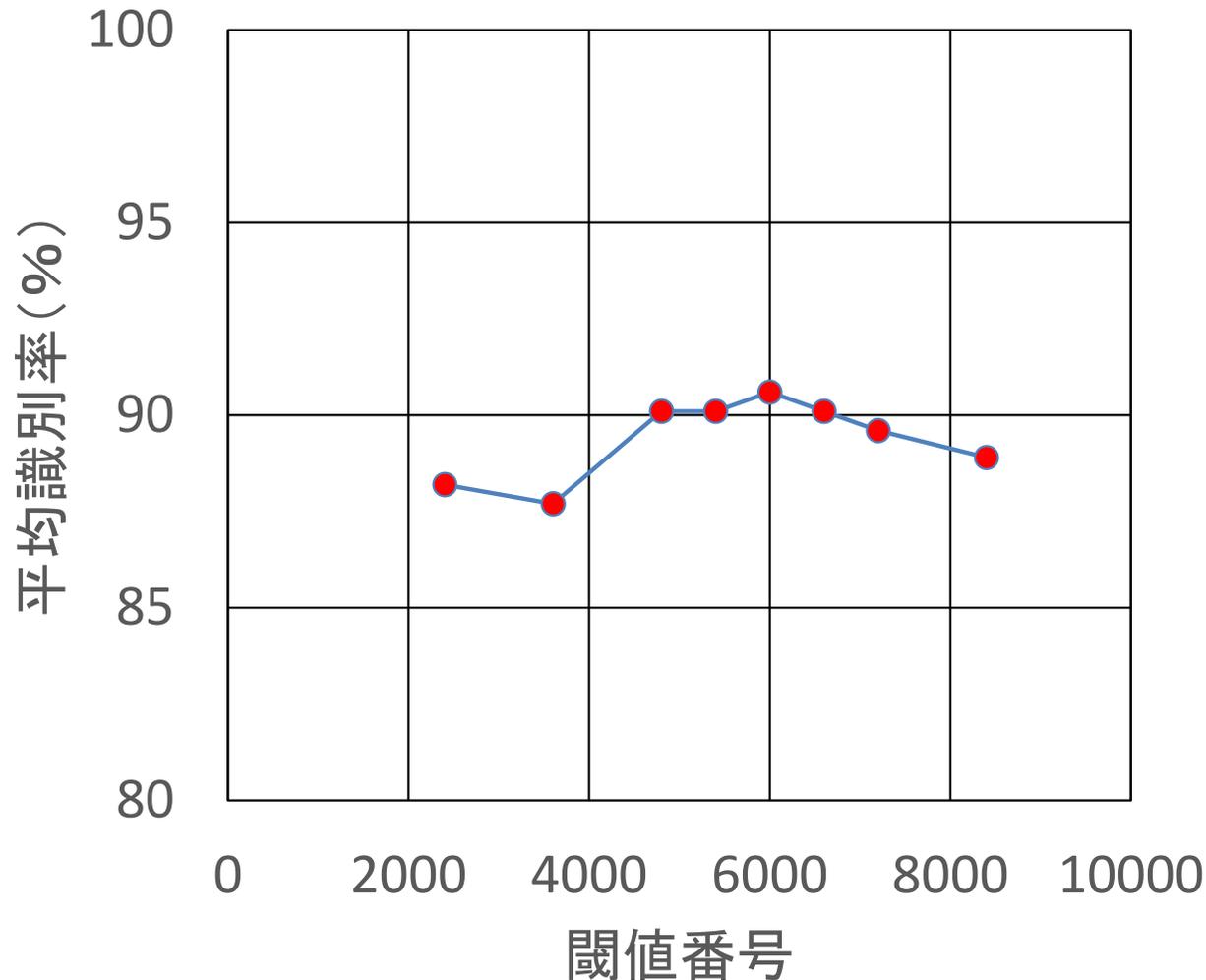


図20 反射強度の閾値番号の設定値に応じた正解率の推移  
(レーダ反射強度画像)

## 5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法 (最大値から閾値番号を変えたデータの識別結果)

表13 レーダ反射強度のCNNによる分類結果(閾値番号6000)

		予測クラス			
		漁船等	貨物船	旅客船	フェリー
正解クラス	漁船等	93.1	0.0	6.9	0.0
	貨物船	0.0	82.5	11.2	6.2
	旅客船	6.7	5.3	88.0	0.0
	フェリー	0.0	1.0	0.0	99.0

正解率	0.906				平均
適合率	0.933	0.928	0.829	0.941	0.908
再現率	0.931	0.825	0.880	0.990	0.906
F値	0.932	0.874	0.854	0.965	0.906

## 5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法 (最大値から閾値番号を変えたデータの識別結果)

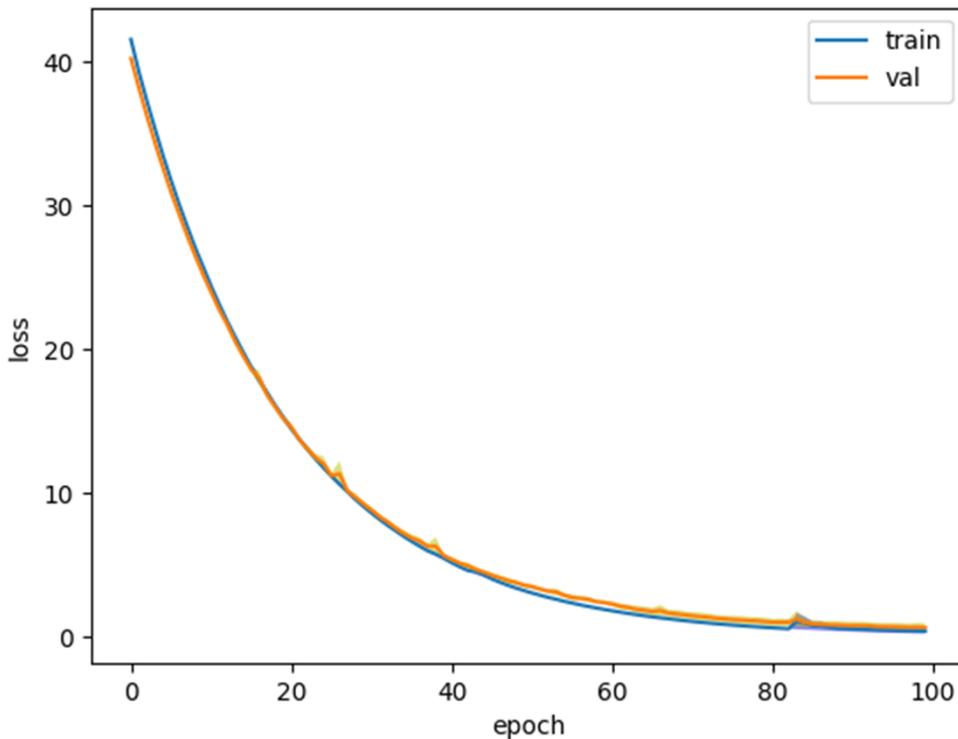


図21 学習における損失関数の推移

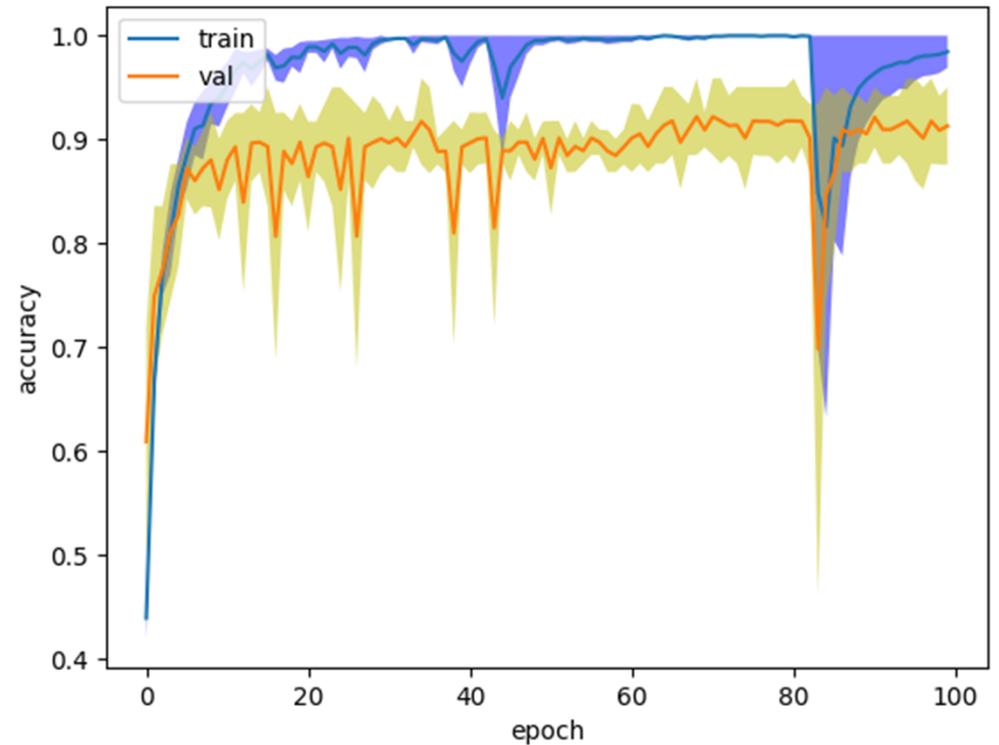


図22 学習における正解率の推移  
(レーダ反射強度画像)

青く表記したtrainは学習データに対する精度を表しており、オレンジ色のvalは、学習に使っていないデータでの精度である。

## 5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法 (最大値から閾値番号を変えたデータの識別結果)

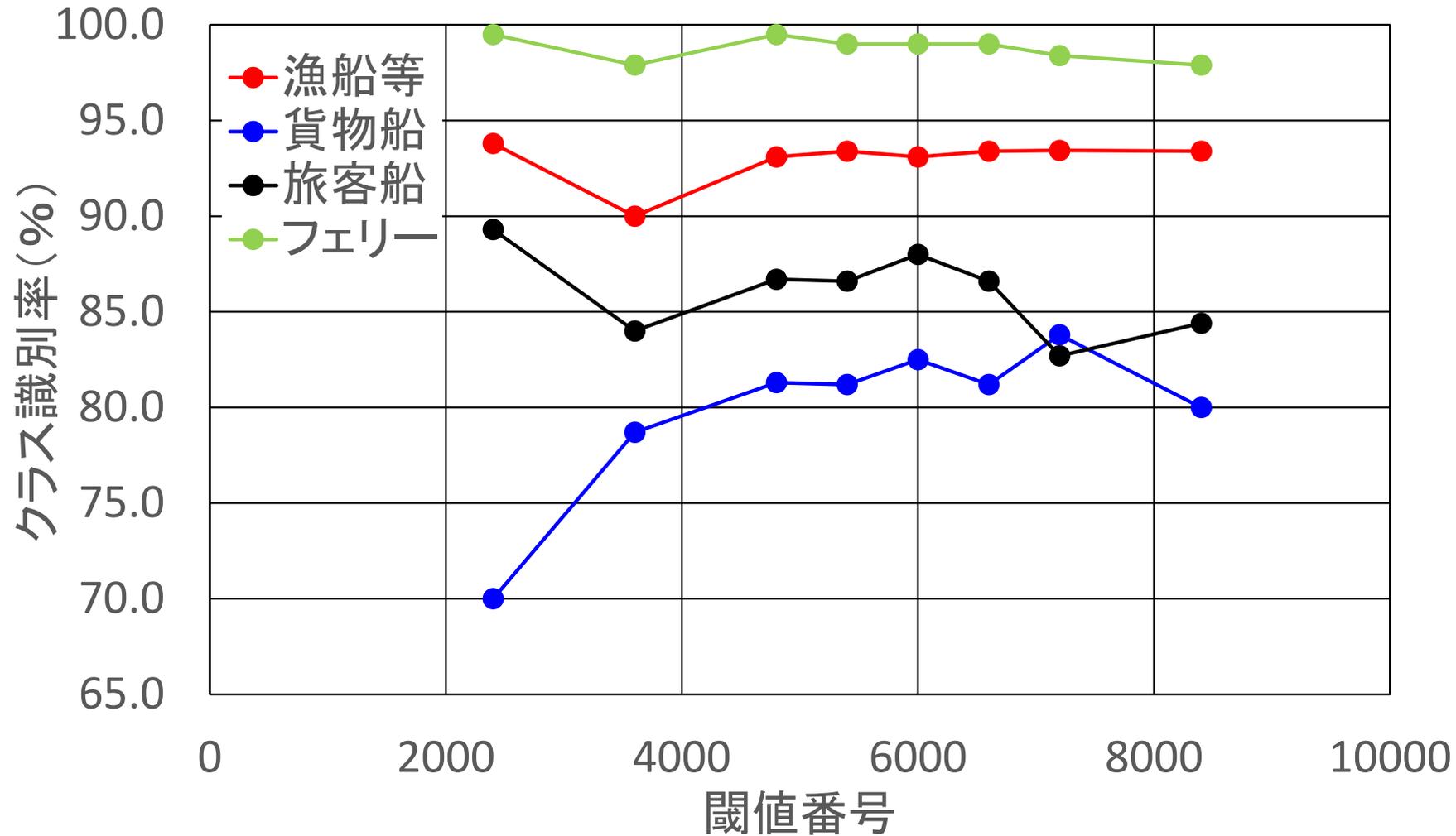


図23 反射強度の閾値番号別・船種別での正解率の推移

## 5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法 (5章まとめ)

得られた主な知見を整理する。

1. 深層学習の一手法であるCNNを用いて、レーダ反射強度画像から船種識別を行うAIシステムの構築を行った。
2. レーダ反射強度のデータ処理をする際は、常用感度設定から得られる閾値以上の反射強度画像からAI識別するよりも、各データの最大強度から**閾値番号6000番目**までの反射強度画像からAI識別させた方が**識別精度が向上**する。
3. 構築されたAIシステムを用いて、4船種のクラス分類を行い、夜間を想定したレーダ反射強度画像による4クラス分類において、**平均正解率90.6%**で、船種識別を確認できた。
4. レーダ反射強度画像の計測では、真横から撮影、計測することにより、特徴が捉えやすくなり、分類精度が向上することが確認できた。

# ～目次～

---

1. はじめに.....	2
2. 船舶画像による船種識別 .....	4
3. レーダ反射強度の測定 .....	16
4. 船舶画像とレーダ反射強度画像による識別の比較 .....	22
5. レーダ反射強度画像による識別の精度向上手法 .....	28
<b>6. 結論 .....</b>	<b>38</b>
<b>7. 課題と将来展望.....</b>	<b>39</b>

## 6. 結論

I : 海上交通量調査時に未経験者が船種識別知識を補うツールの開発 ……3章



【成果】 昼間の船舶画像にて、ほぼ100%に近い正解率を得ることが可能なAI船種識別システムを構築

海上交通量調査時における人的資源、技術継承の問題を解消 ……【達成】

II : 夜間の海上交通量調査時に小型船舶の船種が識別できるシステムの開発 ……4章



【成果】 夜間を想定したレーダ反射強度画像にて、昼間の正解率と比べて遜色のないAI船種識別システムを構築

海上交通量調査時における夜間通航船舶識別の問題を解消 ……【達成】

III : レーダ反射強度画像による小型船舶の識別精度向上のための手法改善 ……5章



【成果】 雑音処理時の閾値設定の検討によりAI船種識別システムを約90%の正解率が得られるように改良

海上交通量調査時における夜間通航船舶識別の精度を向上 ……【達成】

## 7. 課題と将来展望 (残された課題)

1. 識別精度向上のため、学習データを増やす事が不可欠で、さらに船種毎のデータをさらに蓄積することは精度向上のために有効。
2. 夜間のレーダ反射強度画像については、小型船舶4船種の識別を行ったが、今後、さらに別の船種(曳航船、作業船、等)についてのデータを収集し、船種識別を検討することが必要。
3. 夜間における船種識別に関しては、レーダ反射強度画像の利用以外に以下の検討とその結果と現システムの比較も必要。
  - 輝度分解能の良い夜間でのより鮮明な船舶画像による識別
  - 赤外線画像による識別
  - 昼間の船舶画像の輝度補正を行い夜間相当の画像に変換し、昼夜連続した識別
4. さらに、種類の異なる夜間画像を収集し、複数システムで同時に識別を行うこと。

# 7. 課題と将来展望 (将来展望)

## 1. レーダとカメラ連動による海上交通量調査の効率化

- 【課題】** 夜間観測時や視界不良時における船舶の捕捉、船種や船型の特定が困難であるとともに、こうした観測機器の夜間の取り扱いは、周辺照明が暗く困難
- 【対応】** レーダ反射強度画像の観測システムおよび船舶画像撮影時に利用するカメラを連動させるシステムにてレーダと目視の情報を同調

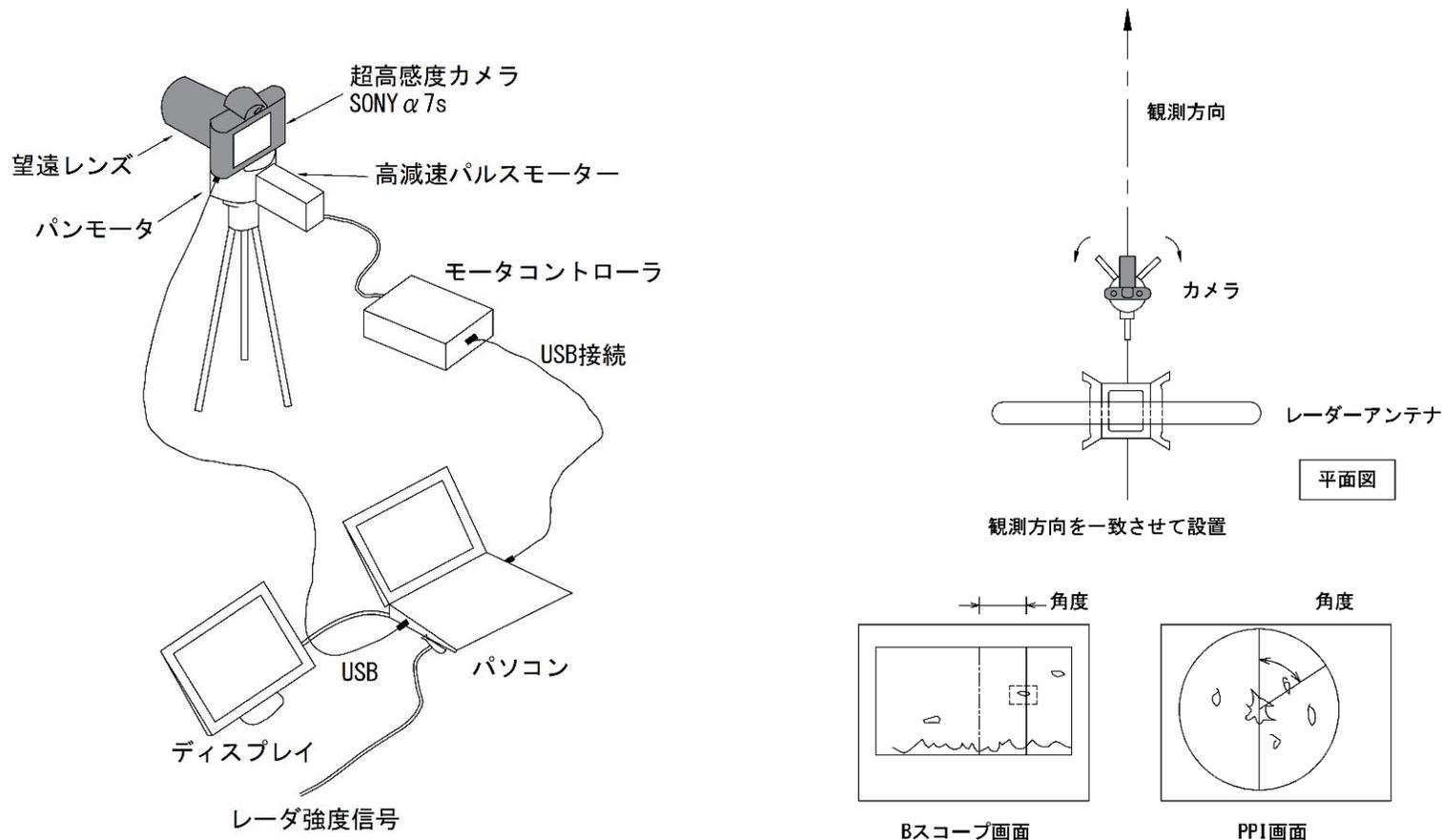


図24 レーダ強度信号および画像観測統合システムの概念図

## 7. 課題と将来展望 (将来展望)

### 2. 船舶動静情報管理高度化のプラットフォーム構築への寄与

#### 【高度化のための要求事項】

小型船舶や外国漁船等による違法操業等の船舶動静情報を集約・共有するプラットフォーム構築



#### 【課題】

#### 【現状の船舶動静情報管理での問題点】

- 我が国の広大な管轄海域には小型漁船、プレジャーボートまでを含めると膨大な数の船舶が常時存在
- 特に小型船舶の場合、多くはAIS やVMS(人工衛星による船舶位置監視システム)を搭載していないか、所要の信号を発信していない
- 光学画像やSAR 画像についても解像度等の衛星の特性に起因した制約があるため、現状ではリアルタイム若しくはこれに近い正確性を持って把握することは困難



#### 【対応】

#### 【本システムの可能性】

本研究で開発した技術は、海上交通量調査や船舶の運航管理や海上工事時の作業船の管理など、船舶動静情報管理の高度化(海洋状況の把握)にも寄与

ご清聴ありがとうございました。  
＜お問い合わせ＞

---



＜主管部署＞ 国土・海洋部※) TEL(082)256-3351

※)港湾・空港・水産施設、海岸施設、防衛施設、  
そして海上安全に関する各種プロジェクトをサポート致します。