

# 船舶の設計・検査における AIの適用研究

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

平方 勝、馬 沖、谷口智之

# 目次

1. 人工知能研究とその歴史
2. 最近の人工知能研究と適用事例の紹介
3. 船舶に関連する適用研究紹介
  - A) 船舶検査におけるタスク処理型対話システムの構築
  - B) 船舶のタンク内点検画像認識処理技術の開発
  - C) NC切断ネスティング 最適計画
  - D) ニューラルネットワークを活用した騒音予測
4. まとめ

# 1. 人工知能研究とその歴史 (1)

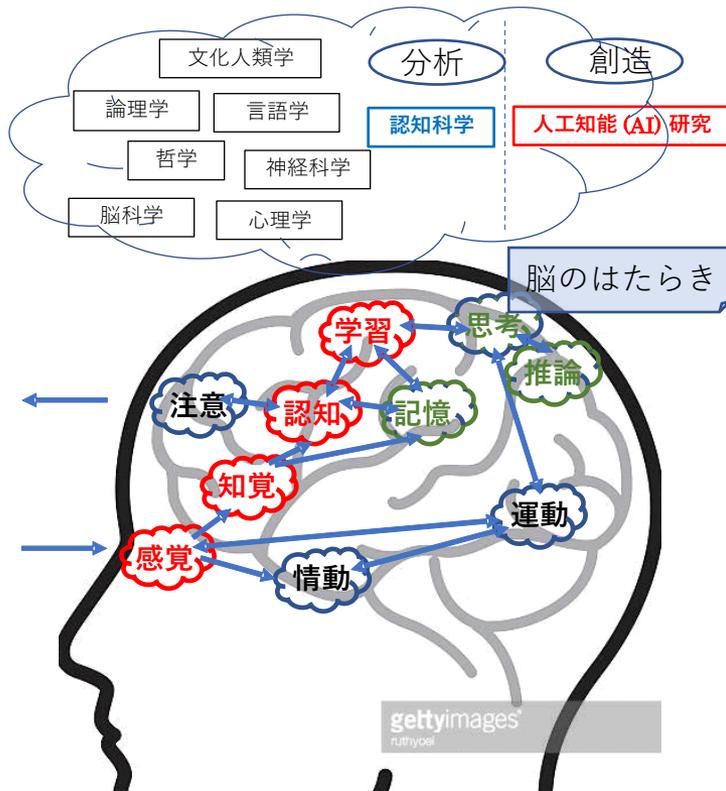
## 人工知能 (Artificial Intelligence: AI) とは

推論、認識、判断など、**人間と同じ知的な処理能力**を持つ**コンピュータシステム**である。人工知能の研究は、人間の知能を人工物として実現することを目的とするが、それだけでなく、それを通じて知能の働きを解明することを目指す。

**特化型人工知能**：特定の領域に特化したAI

**汎用人工知能**：生命の仕組みを解明する目的

「人工知能学大辞典」



人工知能と認知科学は、**学習、問題解決、言語理解、演繹的推論、パターン認識**など、双方がそれぞれヒントを与え、ともに発展する。  
「認知科学の方法」

## ヒトとは、

- 生態学的意味 環境への**適応 (課題解決)、自己組織化**  
→ **強化学習、SOM等**
- 意識・無意識 **自己合理化と機械的処理**  
→ **ニューラルネットワーク**
- 右脳・左脳 **イメージ処理と記号処理**  
→ **画像認識、自然言語処理、マルチモーダル**
- アプリオリ・アポステリオリ 生得的と**経験・学習、感性と悟性**
- 情報処理 **記号処理、道具 (コトバ、計算機、人工知能) 活用、記憶 (知識) と思考**  
→ **シンボルグラウンディング**

# 1. 人工知能研究とその歴史 (2)

## 人工知能の歴史

## 認知科学の 主なテーマ

### 創世記

**ダートマス会議** (1956年) AIに関する初の研究集会  
人間の様に思考し知的能力を発揮するコンピュータの開発を議論

**自然言語処理 (機械翻訳)** の構想が示される。  
**ニューラルネットワーク** の基礎モデルが示される。

### 探求の時代 (1960年代)

知能発現の源は探索にあるとし、探索の効率化を中心課題とする。  
**自然言語処理** で対話システム **ELIZA** が開発も機械翻訳は停滞する。

### 知識の時代 (1970年代)

**エキスパートシステム** の研究が行われる。  
フレーム、黑板モデルなどの **知識表現法** が生まれ、知識の時代と呼ばれる。

### 実用化の時代 (1980年代)

類推を取り扱う手法として **事例ベース推論** の研究がすすむ。  
**ニューラルネットワーク** の研究は、パーセプトロンの限界が指摘され低迷した。

### 1990年代のAI

**自然言語処理** においては **コーパス** の利用が始まる。  
**データマイニング**、知識発見の研究も進展。  
**IBMディープブルー** (チェスプログラム) が人間に勝つ

「人工知能学大辞典」

認知・思考研究

知識研究

1972 記憶の分類

理解・思考研究

「理解とは何か」

## 2. 最近の人工知能研究と適用事例の紹介 (1)

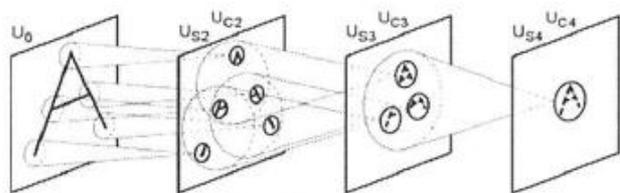
### 画像認識

Restricted Boltzmann Machine(2002) 、 Deep Belief Network(2006年) 、  
Stacked Auto Encoder (2007年)

現在画像認識では、**畳み込みニューラルネットワーク (CNN)**が主流

入力層

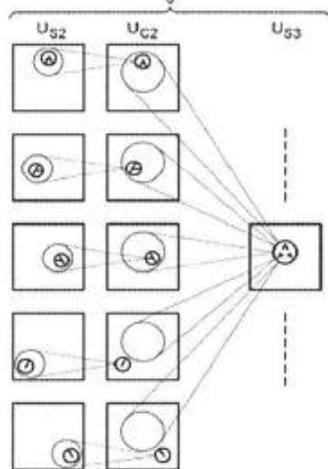
出力層



### ディープラーニングの特徴

入力層に近い層では、**局所的特徴**が抽出される

深い層では、より**大域的・抽象的な特徴**が抽出される



### CNNの発展

ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)

2012年	AlexNet	誤り率 15.3 % (2位 の機械学習26.2 %)
2013年	VGGNet	誤り率 11.2 %
2014年	GoogLeNet	誤り率 6.7 %
2015年	ResNet	誤り率 3.6 %

図 多層モデル

「麻生英樹、ディープラーニングの発展と展望 (第1回AI・人工知能EXPO)」

## 2. 最近の人工知能研究と適用事例の紹介

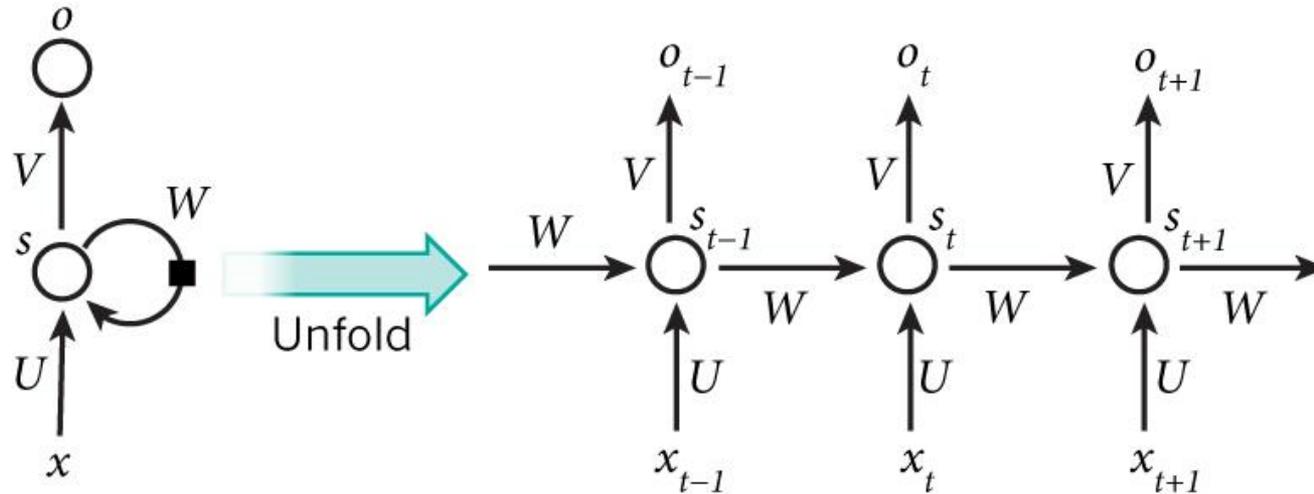
### 音声・言語処理

音声や言語といった系列データを扱うニューラルネットワークは、**再帰型ニューラルネットワーク(RNN)**が利用できる。

データの長さがサンプルごとにまちまちで、系列内の要素の並びに意味があることを対象にする。

最近では、**RNN**の一種で、より長期の文脈をモデル化することが可能な長・短期記憶(**LSTM**)が話題になっている。

Googleが**LSTM**をGoogle翻訳に適用(2016～)



☒ Recurrent Neural Network (**RNN**)

*A recurrent neural network and the unfolding in time of the computation involved in its forward computation.*

## 2. 最近の人工知能研究と適用事例の紹介 (3)

### テキストと画像の結び付け

CNNとRNN (LSTM)を組み合わせる。  
画像から物体認識を行い、**画像の説明文**を作成する。

マルチモーダル

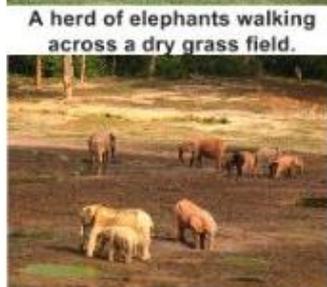
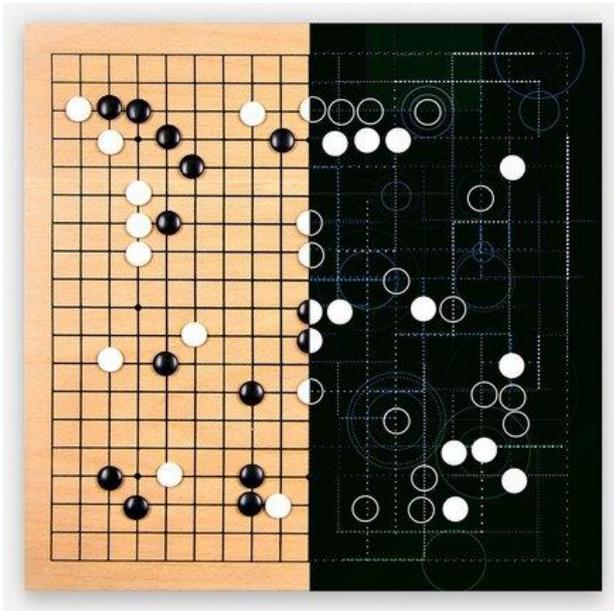


図 画像からの説明文生成

## 2. 最近の人工知能研究と適用事例の紹介 (4)

### 強化学習

ある環境内にあるエージェントが、現在の**状態を観測**し、とるべき**行動を決定**する問題を扱う機械学習の一種。エージェントは行動を選択することで**環境から報酬**を得る。**強化学習**は一連の行動を通じて**報酬が最も多く得られる**ような方策 (Policy) を**学習**する  
「Wikipedia」



AlphaGo



Atari Playing

図 強化学習の適用例

## 2. 最近の人工知能研究と適用事例の紹介 (5)

### 最近の話題

#### GAN (Generative Adversarial Network, 敵対的ネットワーク)

☞ 教師なし学習。学習対象のデータはあるものの、それが何かという正解を与えず、どうにかして構造や法則を見出す。大量の学習データが必要なくなるため、RNNやCNNに代わる技術として期待。

#### 3次元物体認識

#### ベイジアン ディープラーニング

☞ 学習結果の不確かさ評価

#### 自然言語処理

☞ 意味理解、知識を背景とした知的対話処理 cf中国語の部屋問題

☞ シンボルグラウンディング：コンピュータは記号の意味を理解していないので、記号の操作だけでは知能は実現できない。シンボル（記号）をそれが意味するものと結びつける（グラウンドさせる）ことが必要であるが、現在の人工知能では解決できていない。

#### マルチモーダル

☞ 文字と画像、音声と画像など複数の組み合わせ

# 船舶検査におけるタスク処理型対話システムの構築 (1)

## <背景>

IMOにおける**頻繁な規則改正**に伴い、国内規則、船級規則は頻繁に改正される。



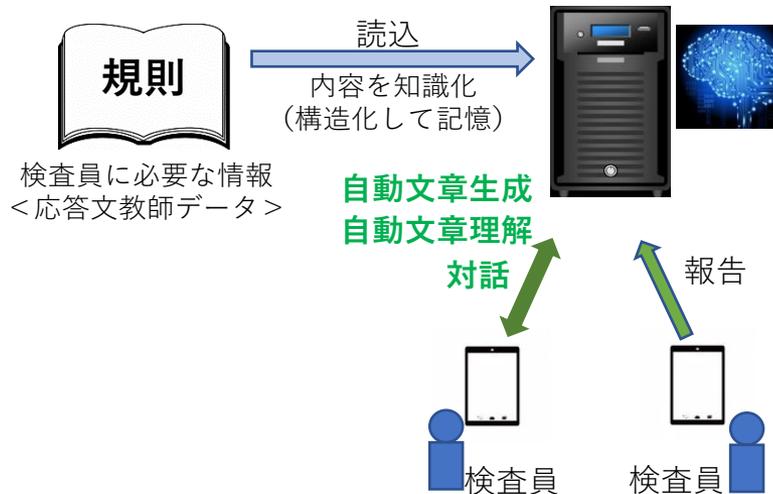
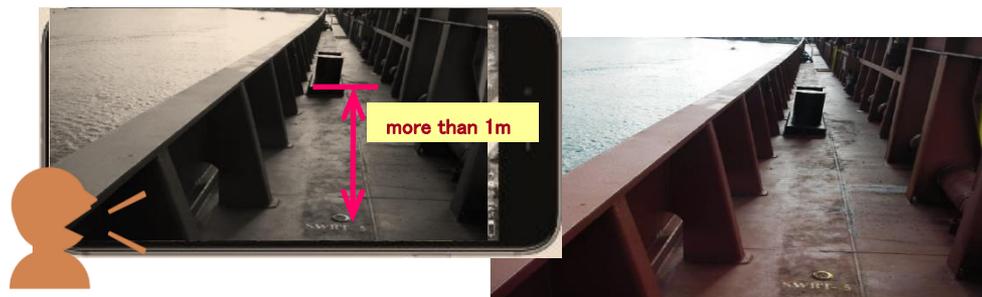
検査員は、検査時に必要な国際条約、規則要件及び指示文書の抽出、PSC関連情報、検査履歴の収集処理等、**莫大な量の情報**から短時間で必要かつ十分な**情報処理**を行う能力が求められる。



検査員の検査を支援する**対話型支援ツール** (プロトタイプ) を開発する。

## <目標>

**船舶検査対話処理システム**  
自然言語・知識処理技術 +  
物体認識技術 (Deep Learning)



# 船舶検査におけるタスク処理型対話システムの構築 (2)

< 先行研究の調査 >

## 対話システム研究の流れ

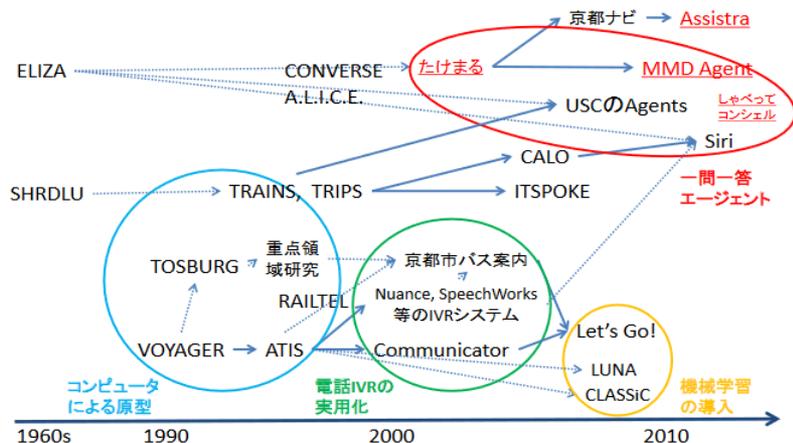


図1 代表的な音声対話システムの系譜

「河原達也, 音声対話システムの進化と淘汰, 人工知能学会誌, 28巻1号, 2013年」

あらかじめ大量の**発話ペア**を**学習**したうえで、質問を受けた際に**類似した発話ペア**を探し出し、最も近い発話ペアの**応答文**を**回答**する仕組み

近年、**チャットボット**の開発が進む

FAQ（顧客からの質問と顧客への回答）情報を学習に使用するケースが多い

会話事例の**統計処理**



対話事例を基にした**パターン学習処理**、**統計処理**

国立研究開発法人 情報通信研究機構はチャットボット“Wisdomちゃん”を開発中。

例1 「東京オリンピックで何を心配すべきか？」

例2 ①質問：地球温暖化が進むとどうなる？

② 450件の回答  
 ・ 海水温が上がる  
 ・ 台風が巨大化する  
 ・ プランクトンが減る  
 ・ 被害総額年100兆円

③ 上の回答に基づき、システムが「海水温が上がるとどうなる？」という質問を提案。利用者はこの提案をクリック。

④ 450件の回答  
 ・ メタンが放出される  
 ・ ザンゴの白化が進む  
 ・ 珊瑚礁が壊れる...

その後、気候変動による腸炎ビブリオ由来の食中毒の増加を専門誌が報告  
 Austin-Baker, C. et al., Nature Climate Change, 3:73-77(2013)

図2 チャットボットWisdomちゃんの応答例

「鳥澤健太郎、チャットボットはビッグデータの夢を見るか？（第1回AI・人工知能EXPO）」

# 船舶検査におけるタスク処理型対話システムの構築 (3)

## < 先行研究の調査 >

### 質問応答システム Watson

2011年、IBMの質問応答システム Watson が全米のクイズ番組「Jeopardy!」において人間のチャンピオンよりも高速でボタンを押し、次々と正確に解答を読み上げた。

< 技術 >

**ファクトイド型質問応答**（質問文で問われている名詞や固有名詞を答えるという課題解決）を実現

複数の**仮説を立てて**、それぞれの**妥当性を検証**する仕組み

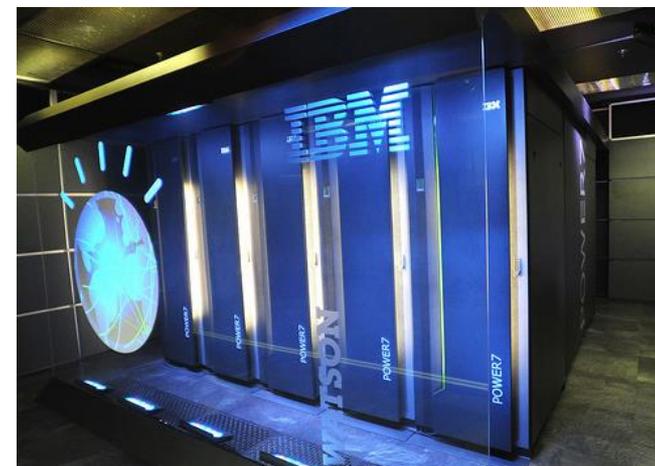


図1 質問応答システム Watson

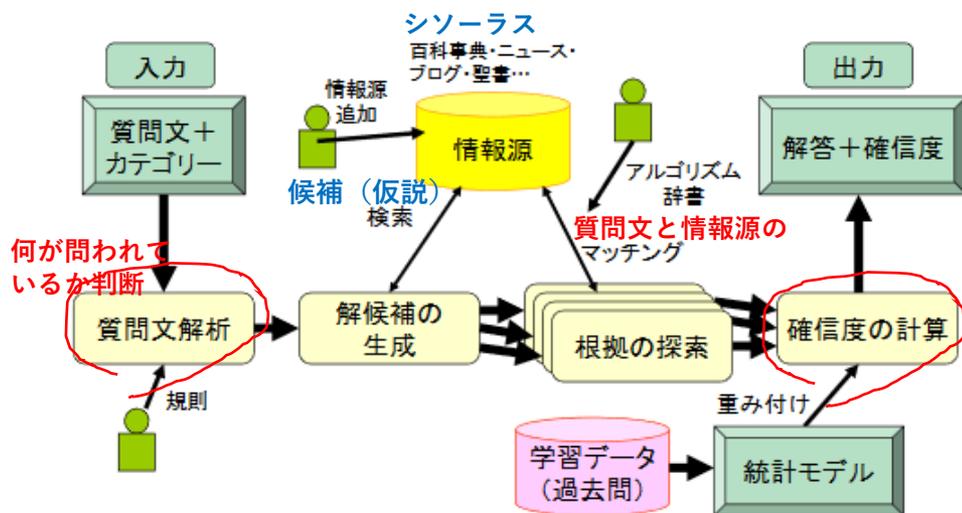


図2 Watsonの処理の流れ

「金山博,武田浩一,Watsonクイズ番組に挑戦する質問応答システム,情報処理,Vol.52, No.7, P840-P849,2011」

## Watsonの実績

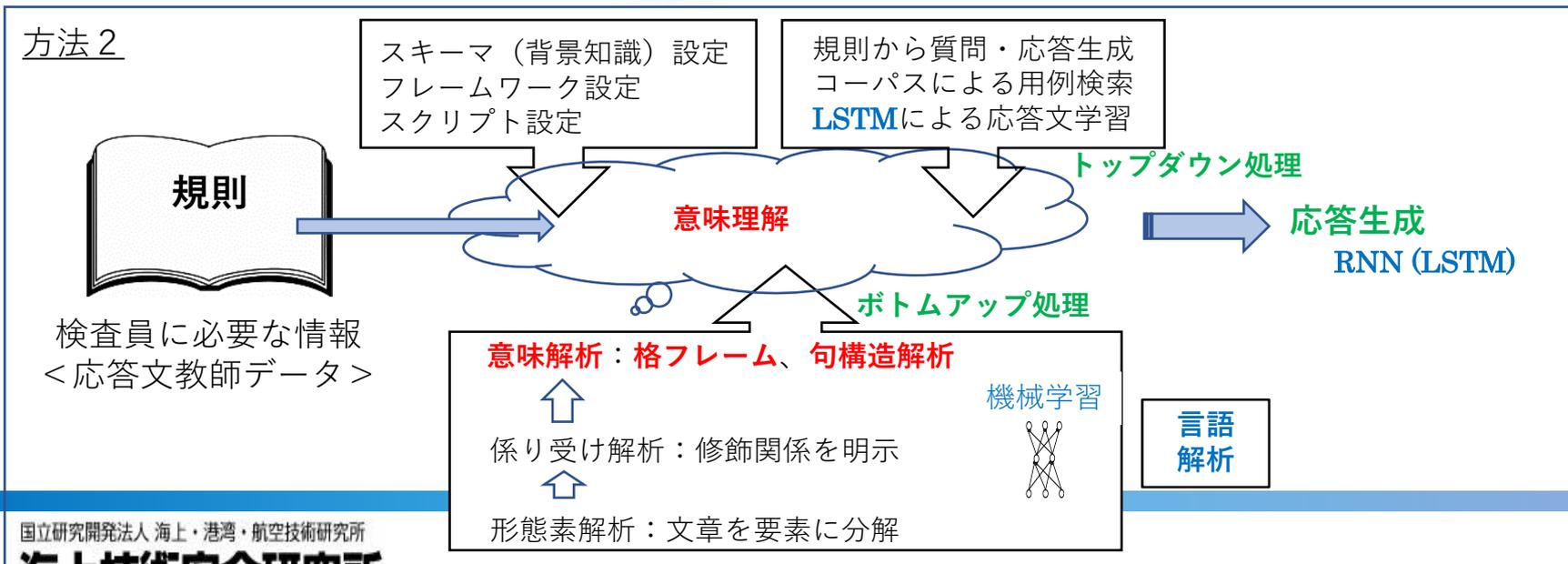
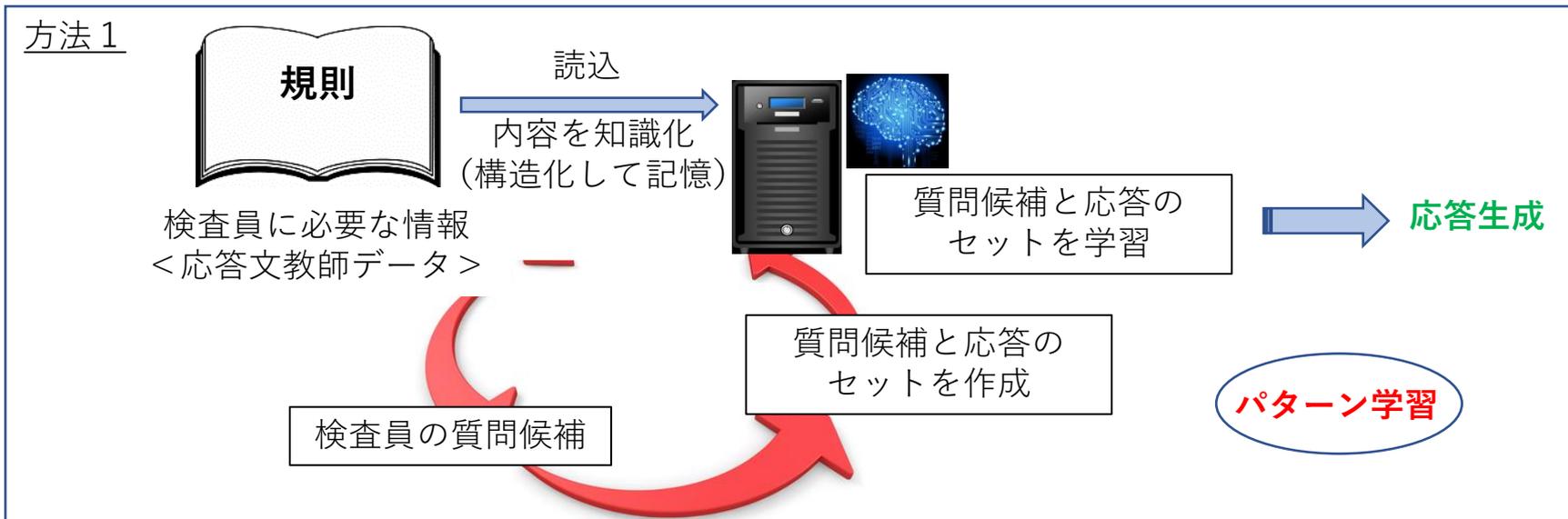
2016年8月 患者の正確な白血病の病名を10分で見抜き、割り出した病名に対する適切な治療によって患者の命を救った。

コールセンター業務

大量の業務文書から必要な情報を助言  
人材マッチング 等

# 船舶検査におけるタスク処理型対話システムの構築 (4)

<今後の展開>



# 船舶のタンク内点検画像認識処理技術の開発 (1)

## <背景>



アクセスが困難な箇所の**船内点検**に**ドローン**を活用することを検討



アクセスは容易になる一方、



撮影した画像から、**状態を自動評価 (画像認識)**する技術が求められる。非GPS環境では、ドローンが**外界を認識**し、衝突を避けながら、**自動飛行**することも望ましい。**位置把握**も必要。



## <研究方法>

**RCNN**は、

Selective Searchでオブジェクト候補を切り出し、切り出したRegionにCNNを適用  
近傍で一番適合度の高かったものを採用

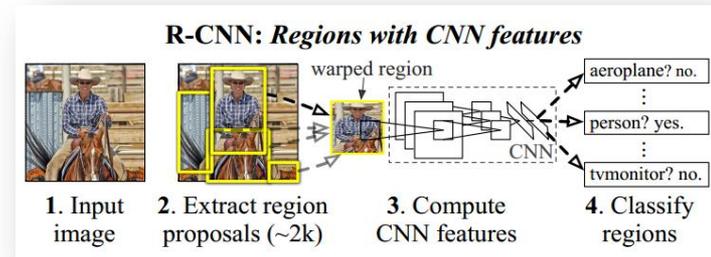


図1 Regions with CNN features (1)

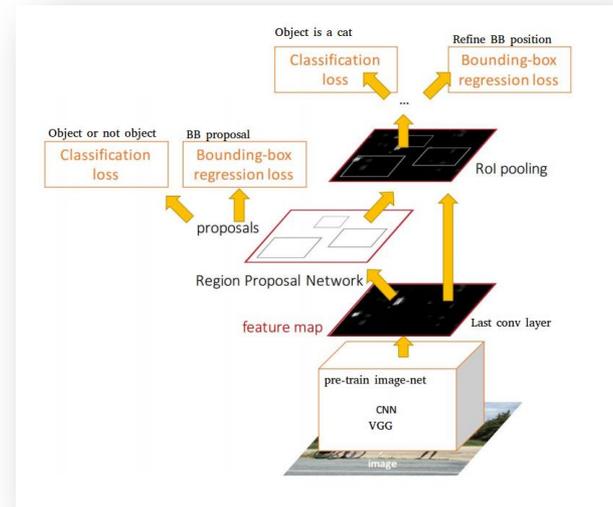


図2 Faster R-CNN(2)

(1) 「Ross Girshick, Jeff Donahue, Trevor Darrell, and Jitendra Malik (2014): Rich Feature hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation. In 580-587」

(2) 「Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun (2015): Faster R-CNN」

# 船舶のタンク内点検画像認識処理技術の開発 (2)

## 動作環境

Framework: CAFFE

Theory: Faster R-CNN

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

Training Model: VGG16

Initialized Data: Based on ImageNet

GPS環境（第1段階）で飛行させることを想定



バルクキャリアのハッチオープン状態で船倉構造等を学習



転移学習（学習済みネットワークを他の用途に転用）を行う。



隔壁を認識



隔壁を認識



ハッチコーミングを認識



ハッチコーミング  
ブラケットを認識

船体部材認識結果

# 船舶のタンク内点検画像認識処理技術の開発 (3)

## <今後の展開>

バルクキャリアの点検でアクセス困難な以下の箇所を中心に**訓練データを増やして**訓練・検証を多数実施する。

- Cross Deck裏の内部材
- Hatch CoamingとDeck Girderの取合部
- Hatch Coamingのコーナー部
- Hold Frame上部

**非GPS環境下（暗所）** 撮影画像の学習精度を検証する。撮影方法へのフィードバック検討。

**損傷画像**を学習させ、学習精度を検証する。

⇒ **少量学習データ**の学習

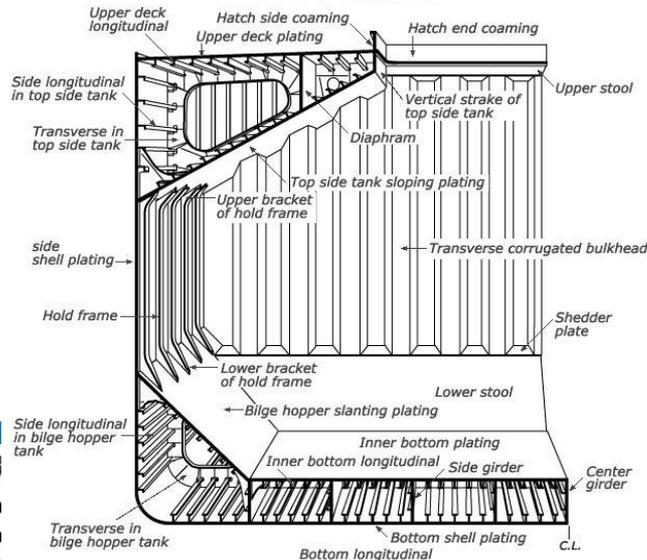
**リアルタイム**での認識が行えるようにする。



Cross Deck裏内部材



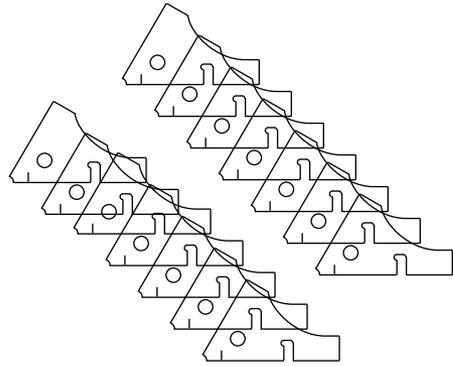
バラストタンク内



凹損

# NC切断ネ스팅最適計画 (1)

## <問題設定>



船殻部材の配置計画

鋼板上になるべく多くの船殻部材を配置する**最適計画**

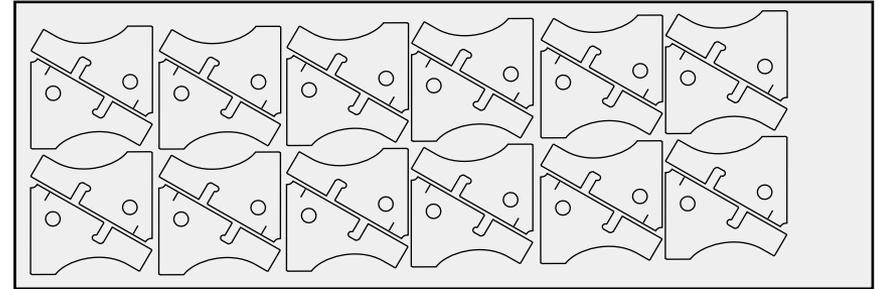
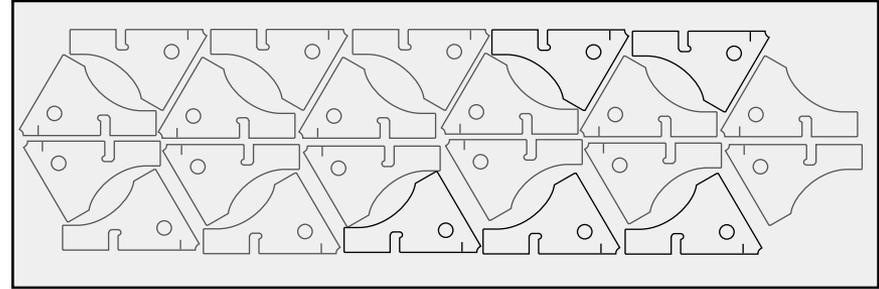
ネ스팅

?

?

?

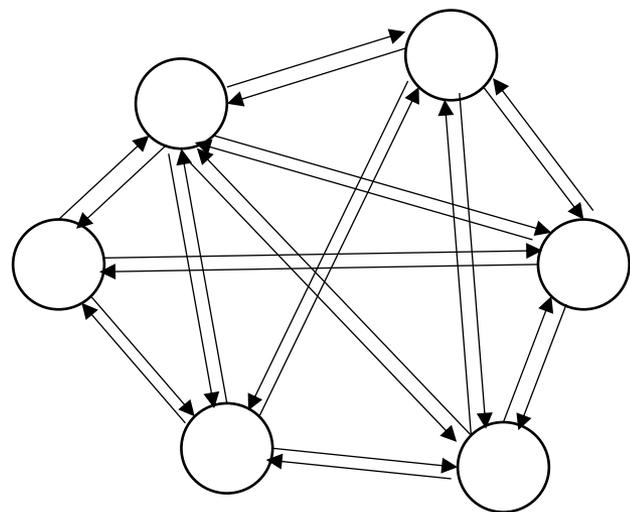
鋼材上にマーキング



- 
- 
- 
- 
- 
-

## NC切断ネスティング最適計画 (2)

### Hopfieldネットワーク (相互結合型ネットワーク)



○ ニューロン  
→ ニューロン間の結合の向き

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{ij} W_{ij} X_i X_j - \sum_i h_i X_i$$

Hopfieldネットワークのエネルギーが極小値に収束するようにする。

$W_{ij}$  : ユニットjからユニットiへの結合荷重

$h_i$  : ユニットiでの閾値

$X_i$  : ある船殻部材の配置先の候補



制約条件、目的関数を定めて、 $W_{ij}$ ,  $h_i$  を計算

$\phi_a$  : すべての船殻部材を詰める

$\phi_b$  : 船殻部材同士は重ならない

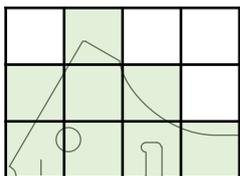
$\phi_c$  : 船殻部材同士の距離が近い



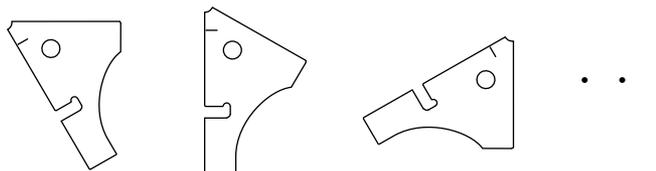
$X_i$  を更新

# NC切断ネスティング最適計画 (3)

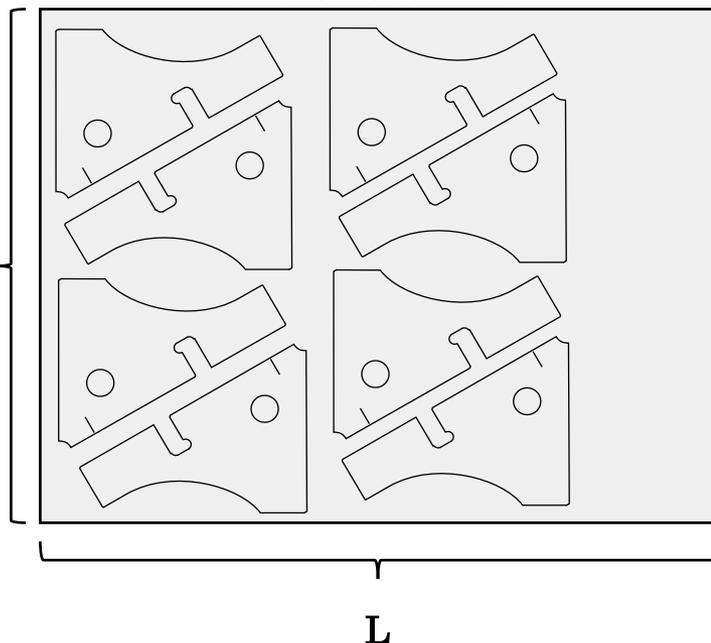
① 離散データとして取り扱う



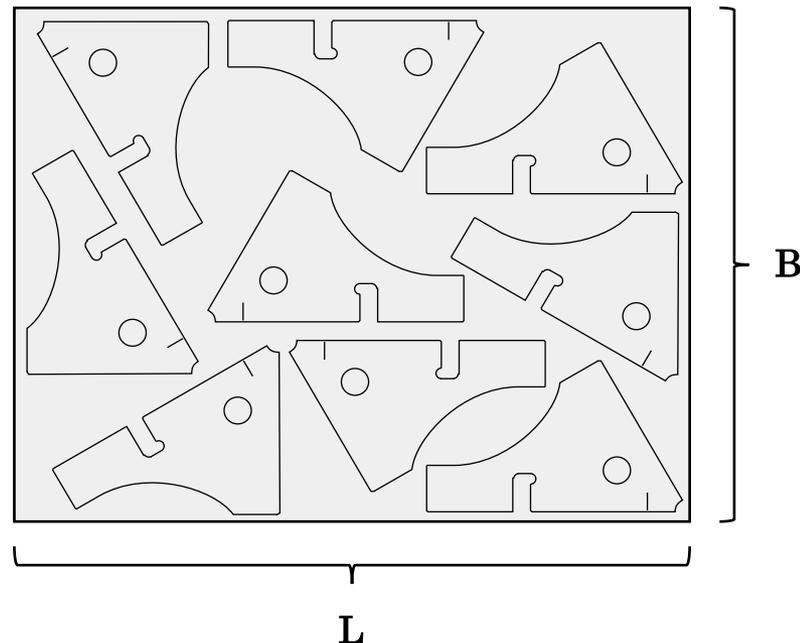
② 角度, 裏表を取りうる



規則的に配置 (8枚)



Hopfieldネットワーク (9枚)



< 今後の展開 >

- RBM、強化学習等、別の学習方法による検討
- ネスティング以外の最適問題への適用を検討

# ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測 (1)

2012年、国際海事機関(IMO)が船舶の騒音に関するコードを義務化

- 機関と居室が近い中小型船にとって、厳しい規制
- 竣工直前の騒音計測（不合格後の大幅対策は困難）

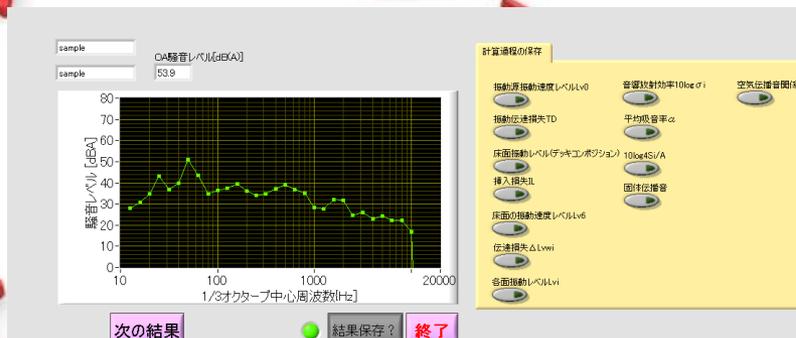
⇒基本設計（騒音予測）を支援

- 👉 設計の初期段階での推定の必要性高い
- 👉 早期に対策を検討可能



騒音計測

Janssen法による騒音予測プログラムを開発



振動計測

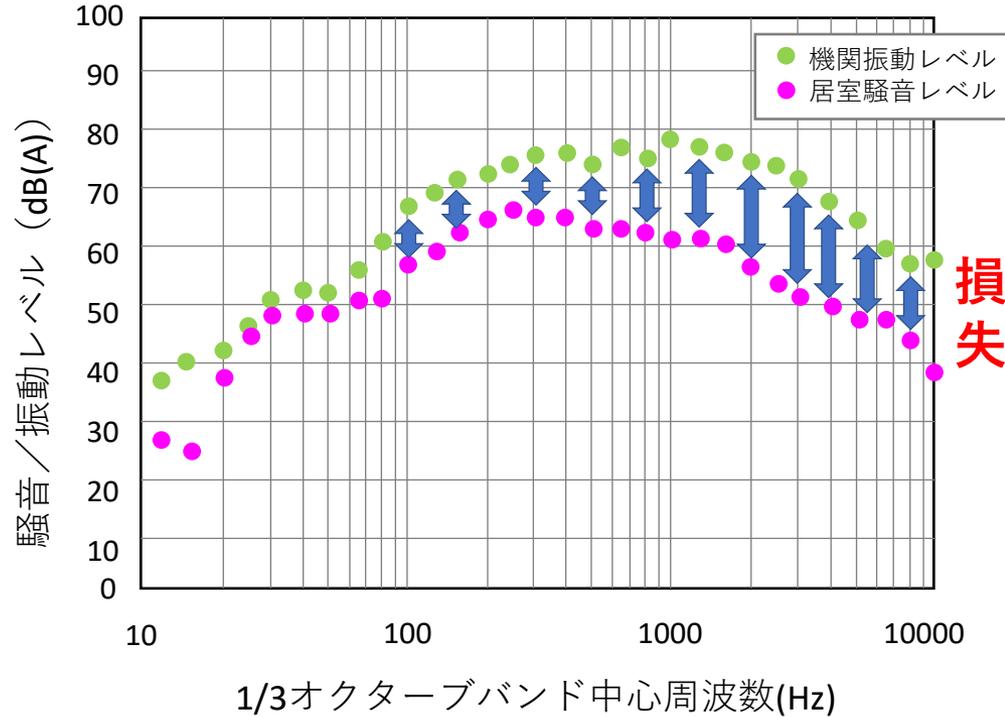
## 騒音規制値

区域及び区画	1,600GT以上 10,000GT未満	10,000GT以上
1. 作業区域		
機関区域		110
機関制御室		75
機関区域外の工作室		85
特定されない作業区域		85
2. 航海業務に充当する区域		
船橋及び海図室		65
船橋ウィング及び窓を含む監視場所		70
無線室		60
レーダー室		65
3. 居住区域		
居室及び病室	60	55
食堂・娯楽室	65	60
娯楽用の開放区域		75
事務室	65	60
4. 業務区域		
調理室・配膳室		75

単位：dB(A)

# ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測 (2)

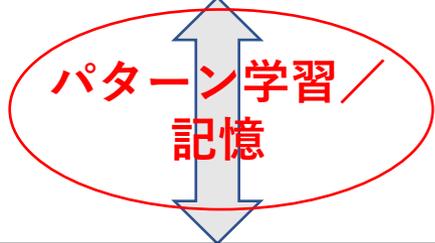
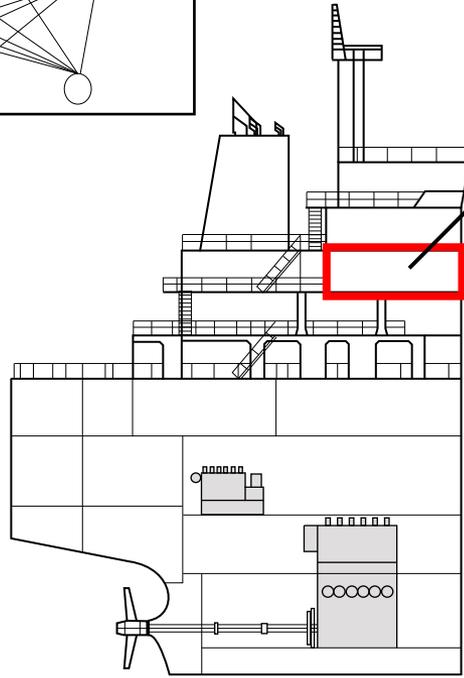
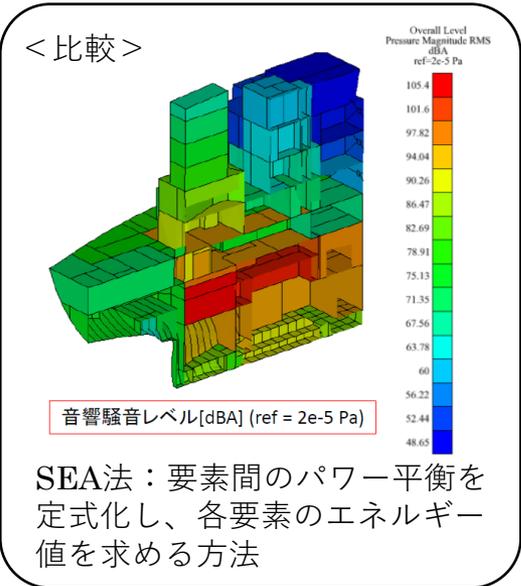
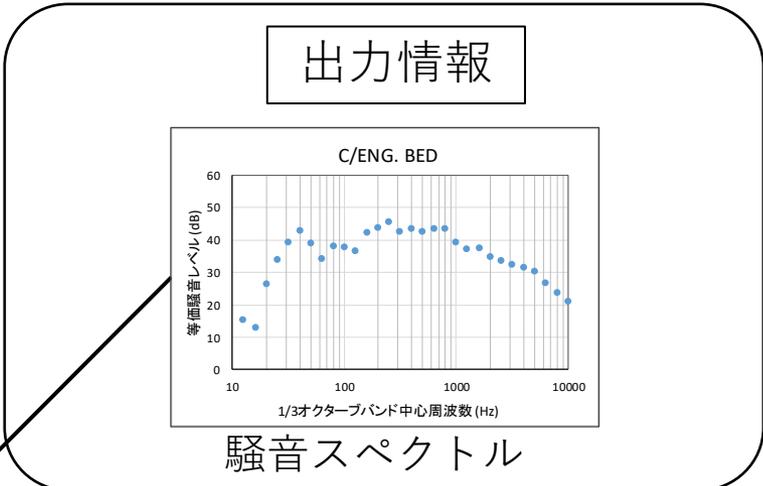
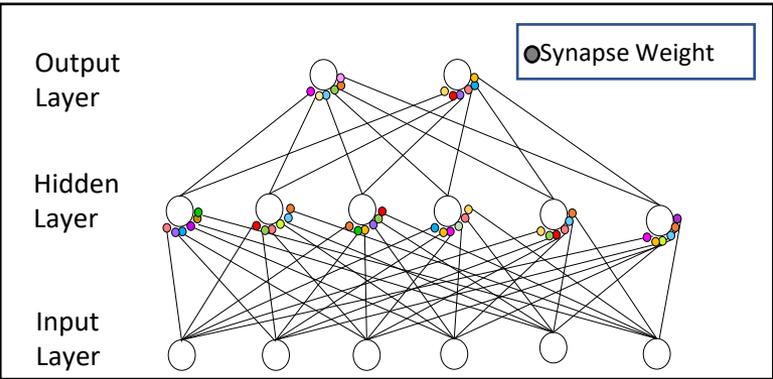
## 船内騒音の特徴



### Janssen法による騒音予測

- 船内騒音は固体伝搬音（振動）が支配的
- 空気伝搬音、2次騒音の影響が少ないと、振動源から居室までの伝達損失は同型船で同じ傾向を示す。**同型船**の実績を基に、**騒音予測が可能**。

# ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測 (3)



入力情報

船舶要目 (L, B, D, . . .)

機関要目 (メーカー, 型式 . . .)

内装仕様 (床材, 壁材, 天井材, . . .)

# ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測 (4)

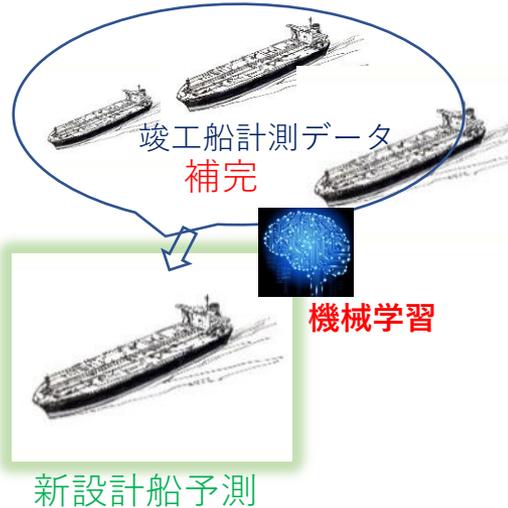
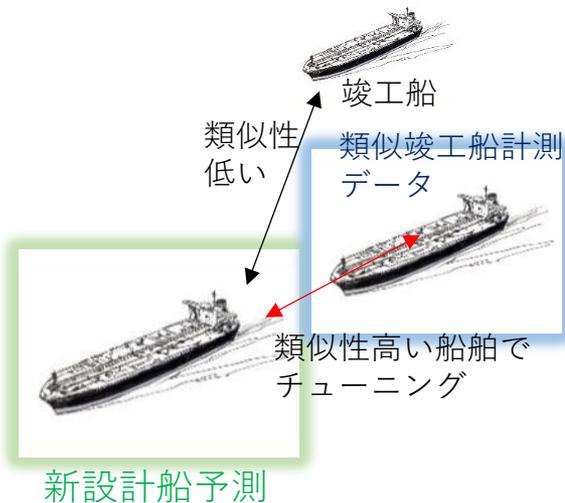
## < Janssen法騒音予測プログラムの課題 >

- 横方向（特に**角部屋**）の騒音予測
- 騒音予測に与える**フレームスペース**の影響
- チューニング元船に**特異なノイズ**があると計画船の予測に影響
- **新設計船**騒音予測の際の類似船選定

チューニング結果  
に影響あり

### 現行(Janssen法予測)

### NN学習型騒音予測



ニューラルネットワークによる推論は、欠損情報を周りの情報から**補完し推論（予測）**する。**大量の計測データを学習すること**によって、**より信頼性の高い予測**が可能となる。  
**予測結果のばらつき**も評価可能。  
**設計者の意思決定を支援。**

# ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測 (5)

## ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測システム

### 類似船判定 (自己組織化マップ (SOM) タイプ)



### 騒音学習・予測 (多層パーセプトロンタイプ)

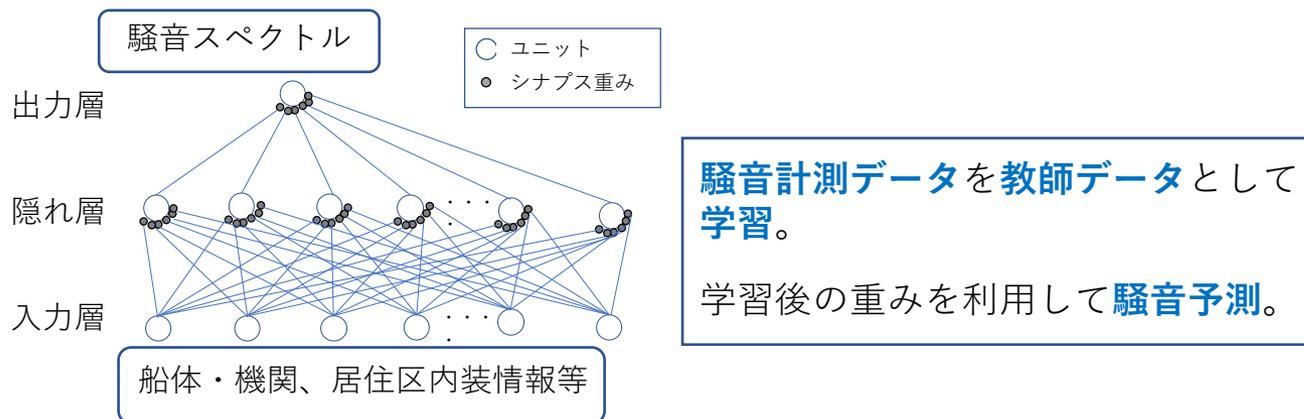
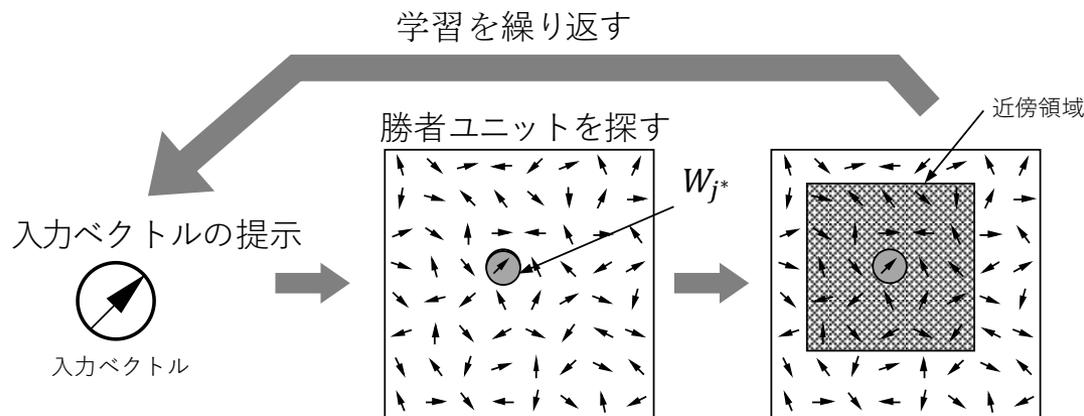
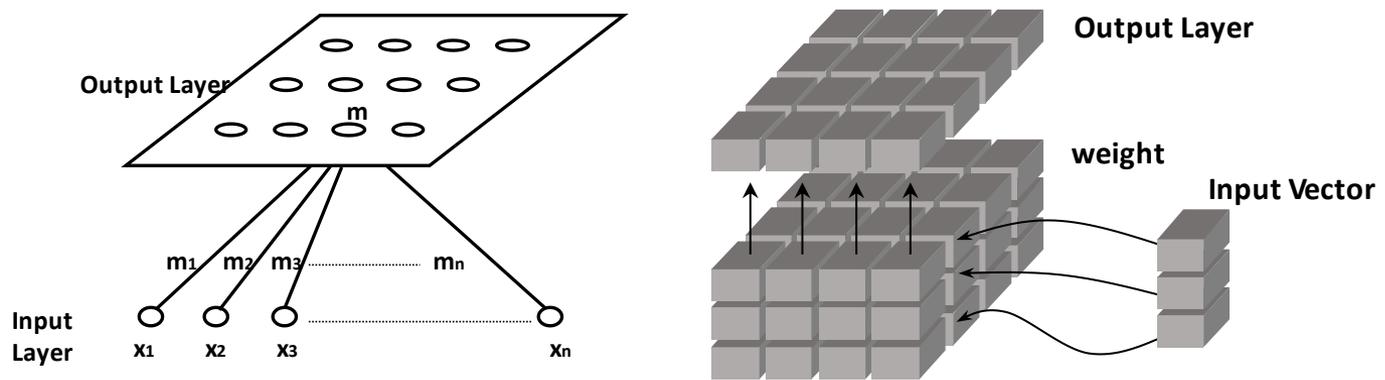


図2 ニューラルネットワークモデル

# ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測 (6)

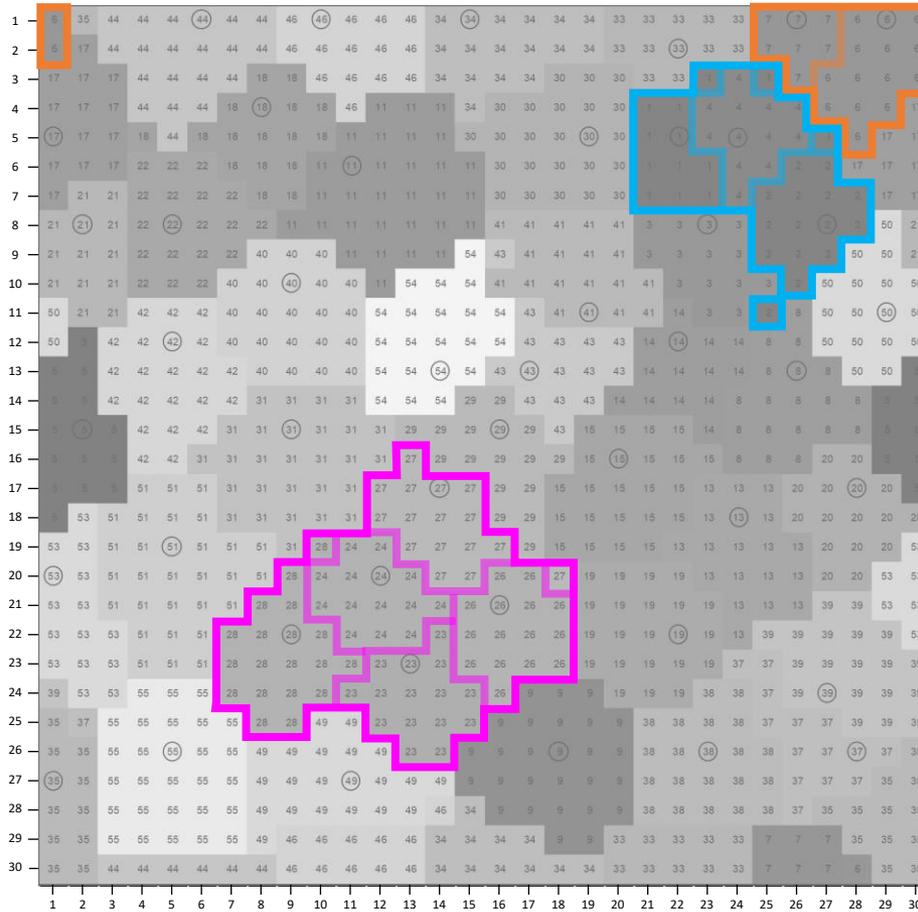
## 自己組織化マップ (SOM)モデル

コホネンが脳皮質の視覚野をモデル化したニューラルネットワークの一つ  
**似たもの**を自然にまとめて**分類**する**教師なし学習**

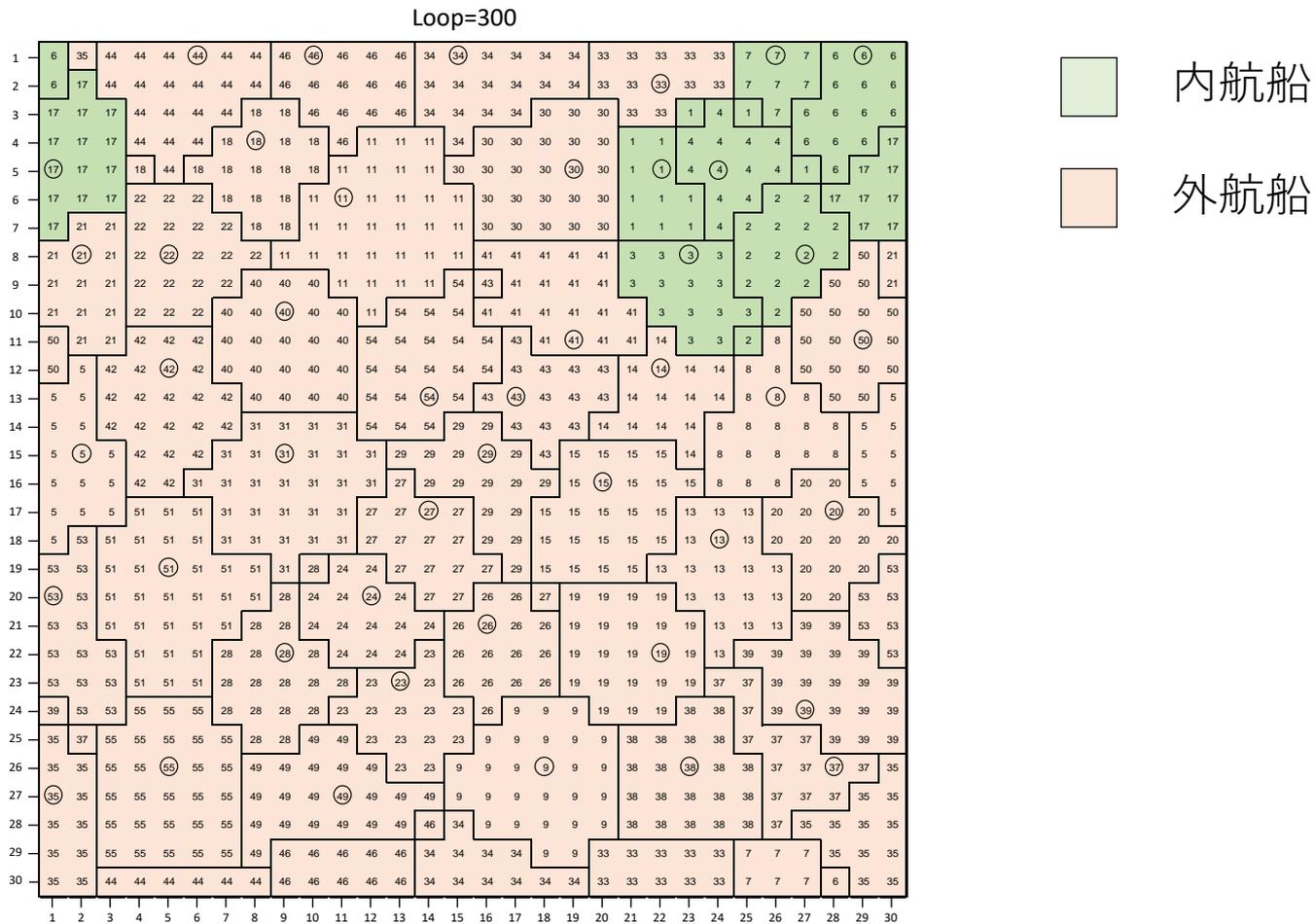


# ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測 (7)

Loop=300



# ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測 (8)



# ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測 (9)

## 実験結果 (1)

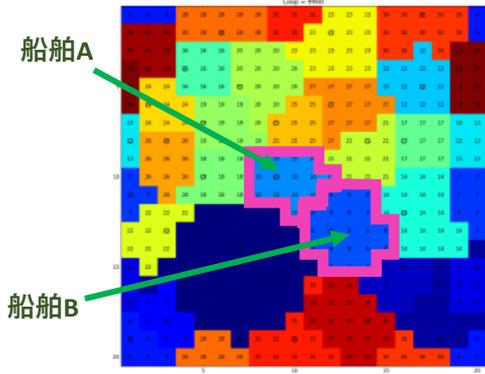


図1 SOM分類結果 (36隻)

船舶Aと船舶Bが類似船であることをSOMで確認。

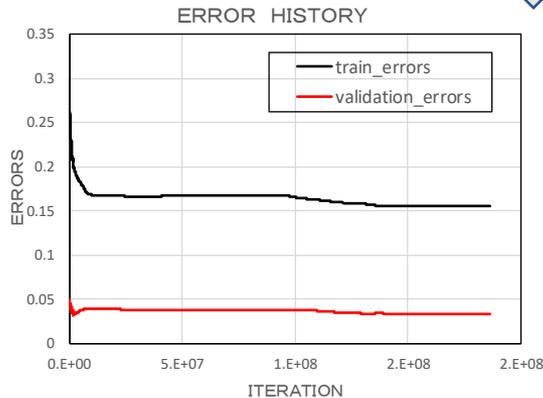


図2 船舶Aの学習

船舶Aを学習  
訓練データ、検証データともに収束

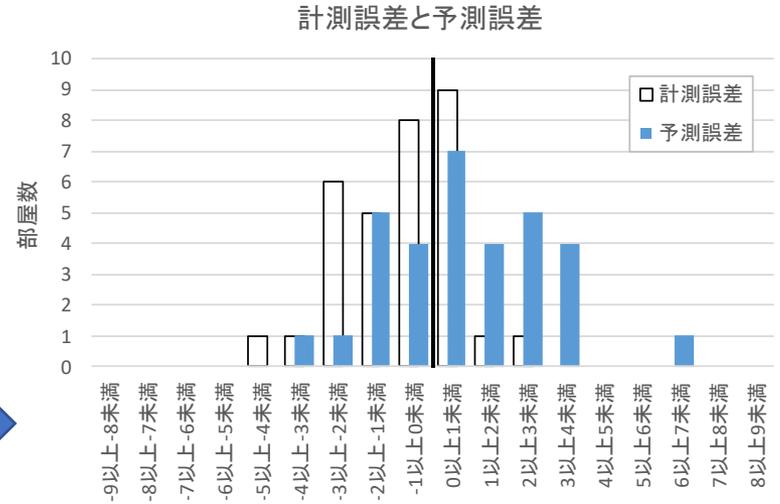


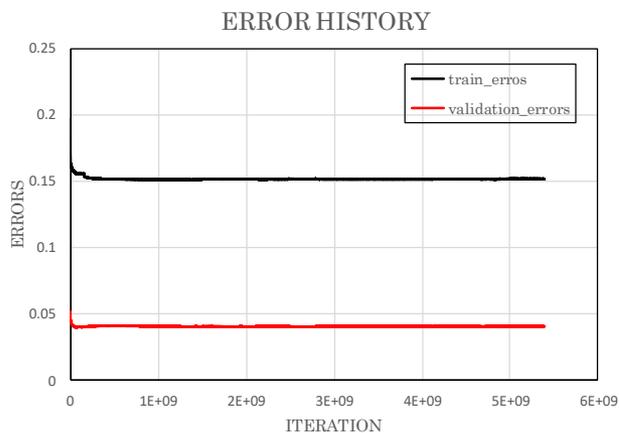
図3 船舶Aの計測誤差、船舶Bの予測誤差

船舶Aの学習結果を基に船舶Bを予測。  
船舶Bの予測誤差は船舶Aの計測誤差程度

# ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測 (10)

## 実験結果 (2)

55隻（船種、大きさ、航行区域等々）を同時に学習。  
 シナプスの重み初期値は実験(1)と同じ値を使用。  
 学習後のシナプス重みを用いて予測を行った。



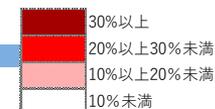
訓練データ、検証データともに収束

## 予測誤差

単位：% (度数/全部屋数)

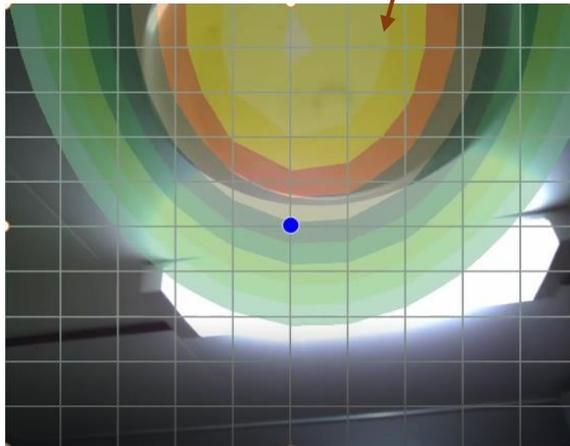
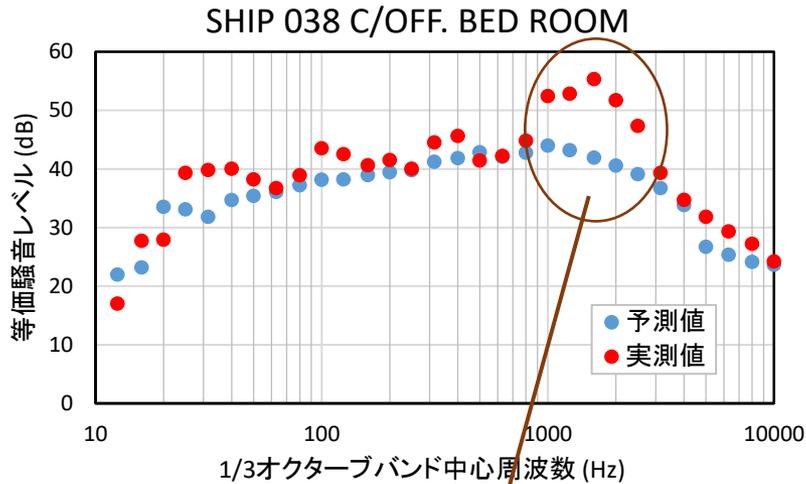
予測誤差	予測誤差																					
	-10未満	-10以上 -9未満	-9以上 -8未満	-8以上 -7未満	-7以上 -6未満	-6以上 -5未満	-5以上 -4未満	-4以上 -3未満	-3以上 -2未満	-2以上 -1未満	-1以上 0未満	0以上 1未満	1以上 2未満	2以上 3未満	3以上 4未満	4以上 5未満	5以上 6未満	6以上 7未満	7以上 8未満	8以上 9未満	9以上 10未満	10以上
Ship1	4.8							23.8	9.5	9.5	4.8	4.8		19	14.3	4.8		4.8				
Ship2								4.5	4.5	4.5	9.1	9.1	9.1	13.6	13.6	22.7		4.5	4.5			
Ship3				4.3		4.3			13	26.1	21.7	8.7	13	8.7								
Ship4	4.3							8.7		4.3	8.7	13	8.7	13	21.7	17.4						
Ship5				3				12.1		15.2	18.2	9.1	18.2	12.1	9.1	3						
Ship6						9.1		4.5	9.1	4.5	22.7	22.7	22.7		4.5							
Ship7	10		5			5		5	20	25	10											
Ship8						3.3		3.3		6.7	6.7	16.7	16.7	23.3	16.7	6.7						
Ship9					2.9	2.9		11.4	8.6	11.4	22.9	25	5.7	8.6	2.9		2.9					
Ship10				2.9				2.9	14.3	22.9	17.1	17.1	14.3	8.6								
Ship11					8.6	11.4		14.3	26	14.3	14.3	5.7	5.7	2.9	2.9							
Ship12				3.0		6.1		18.2	6.1	9.1	15.2	21.2	15.2	6.1								
Ship13								3.4				3.4	13.8	24.1	13.8	20.7		10.3	3.4	3.4	3.4	
Ship14									7.7			7.7	23.1	30.8	15.4	7.7						
Ship15					4.0				8	16	12	24	4									
Ship16				4.0	4.0			16		24	12	28.0	12									
Ship17	4.3			4.3	8.7	17.4		43.3	8.7	8.7						4.3						
Ship18					2.8	5.6		2.8		13.9	5.6	16.7	30.8	11.1	2.8	5.6						
Ship19					3.4	13.8		6.9	17.2	17.2	13.8	10.3	10.3	3.4	3.4							
Ship20						3.6		10.7	17.9	7.1	14.3	30.1	3.6	7.1	3.6							
Ship21	2.9	2.9	2.9	2.9	5.9	2.9		8.8	14.7	14.7	25.5	14.7	14.7									
Ship22				3	3			9.1	24.2	12.1	12.1	9.1	18.2	3	3	3						
Ship23								6.9		13.8	10.3	24.1	13.8	17.2	6.9	3.4	3.4					
Ship24					3.6	3.6		3.6	10.7	10.7		21.4	25.0	14.3		7.1						
Ship25						3.6		3.6	3.6	3.6	3.6	3.6	10.7	21.4	10.7	10.7	3.6					
Ship26	3.4				6.9			6.9	3.4	17.2	20.1	17.2	10.3	6.9	6.9							
Ship27	7.1			7.1	10.7	3.6		7.1	25	17.9	7.1	10.7	3.6									
Ship28				3.2				3.2		16.1	12.9	29.0	22.8	9.7								
Ship29						3.4		6.9	6.9	17.2	20.7	10.3	17.2	6.9	10.3							
Ship30								20	35	10	10					10						
Ship31	14.7	5.9	8.8	8.8	2.9	14.7	14.7	8.8	8.8	5.9	2.9			2.9								
Ship32	5.9	2.9	20.8	23.8	5.9	20.8	11.8	5.9	2.9													
Ship33		10.5		10.5	15.8	10.5	5.3	5.3	10.5	10.5	15.8	5.3										
Ship34								11.1	27.8	11.1	33.1	11.1		5.6								
Ship35			2.9	2.9	8.8	8.8		23.5	14.7	17.6	14.7	2.9	2.9									
Ship36	5.9		2.9	5.9	5.9	24.4	17.6	8.8	8.8	5.9	5.9			2.9								
Ship37						2.9	17.6	8.8	29.4	11.8	24.5	2.9	2.9									
Ship38	3	9.1	6.1	18.2	21.2	9.1	12.1	6.1	3	9.1	3											
Ship39		2.8			5.6	16.7	19.4	27.8	19.4	2.8												
Ship40	2.9	2.9			5.9	8.8	2.9	8.8	11.8	8.8	14.7	17.6	8.8	2.9						2.9		
Ship41						7.7	7.7	23.1	11.5	19.2	23.1											
Ship42		2.9	2.9		2.9	2.9	5.7	14.3	11.4	8.6	14.3	17.1	8.6									
Ship43						8.7	4.3	13	17.4	25.1	4.3	17.4	8.7									
Ship44	2.3	2.3	2.3		2.3	2.3		2.3	4.5	4.5	4.5	2.3	11.4	29.8	13.6	13.6				2.3		
Ship45	2.3	4.5	2.3		11.4	18.2	11.4	15.9	11.4	6.8	13.6											
Ship46								3.1	9.4	9.4	15.6	21.9	9.4	15.6	9.4							
Ship47						3.1	3.1	3.1	12.5	18.8	9.4	15.6	12.5	12.5	6.3							
Ship48								4.2	8.3	4.2	12.5	8.3	25	20.8	16.7							
Ship49					3.2	3.2		3.2	6.5	6.5	12.9	19.4	19.4	9.7	9.7	6.5						
Ship50								11.4	2.9	8.6	11.4	25.7	22.8	14.3						2.9		
Ship51						2.7	5.4	10.8	8.1	35.1	2.7	18.9	8.1	5.4	2.7							
Ship52					5.4	2.7		8.1	21.5	10.8	16.2	10.8	8.1	2.7	2.7	5.4						
Ship53	17.1	2.9		2.9	8.6	20	17.1	14.3	5.7	8.6	2.9											
Ship54	6.3				3.1	3.1		3.1	9.4	3.1	31.5	25	12.5	3.1								
Ship55	3.8	1.9	3.8	3.8	5.8	11.5	5.8	11.5	11.5	19.2	9.6	11.5										

予測誤差 = 予測結果 - 計測結果

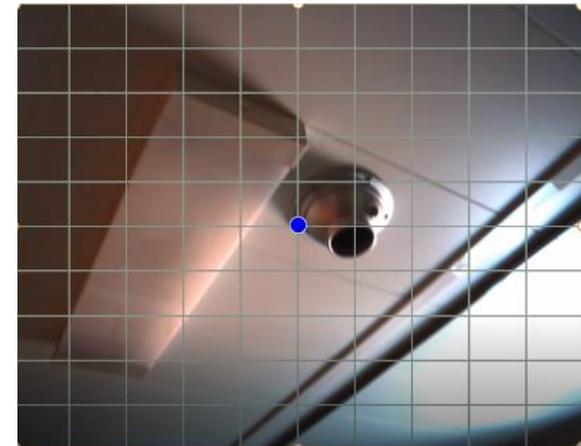
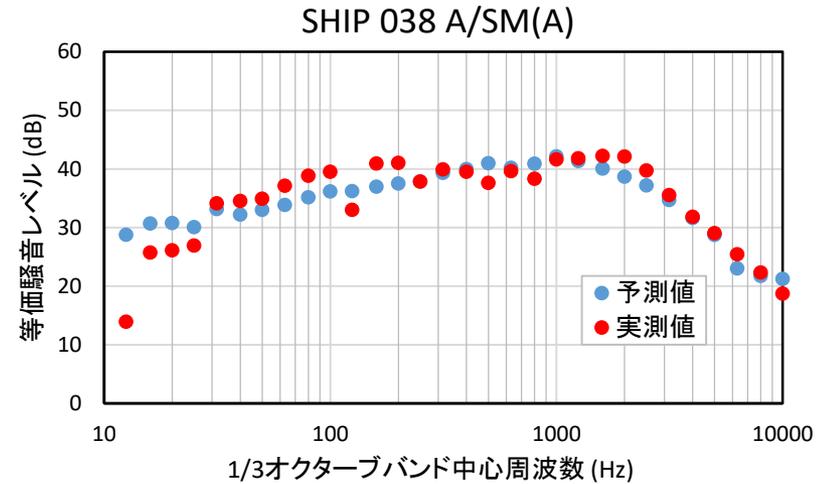


# ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測 (11)

OA値誤差: -7.0 dB(A)



OA値誤差: -0.8 dB(A)

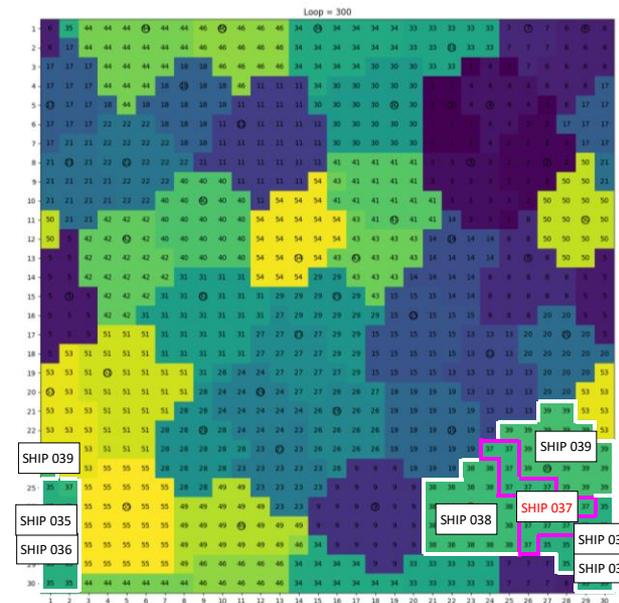


空調ノイズがなければ、予測誤差は小さく実用的なレベルで予測できている。

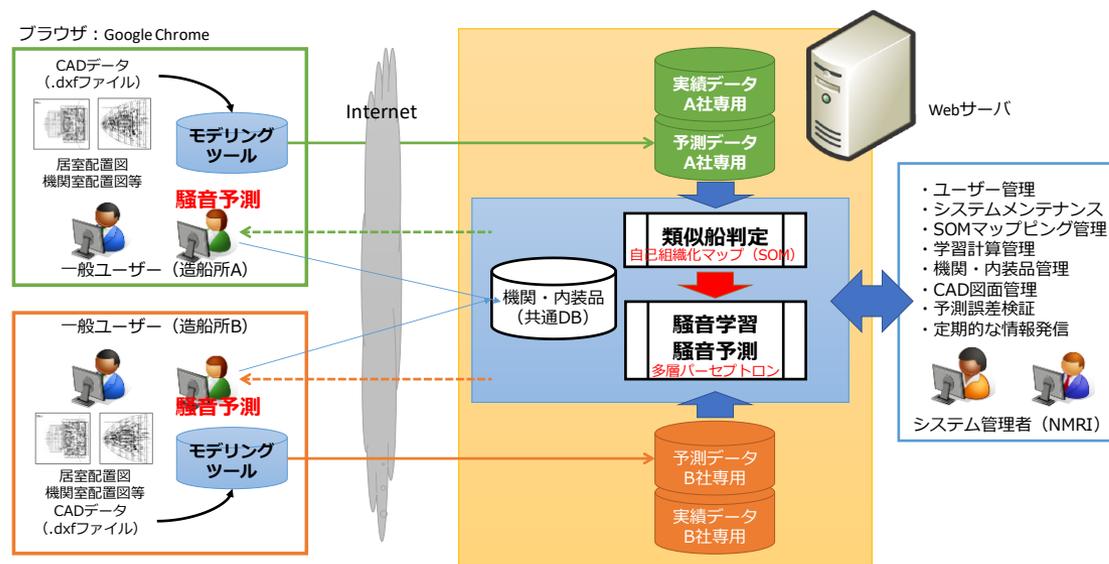
# ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測 (12)

## <今後の課題>

1. より多くの**誤差分析**を実施し、予測誤差が小さくなる方向に改善していく。
2. SOMマッピング結果を活用して、予測精度が最善となる類似船グループ決定方法を検討していく。
3. 本ニューラルネットワークによる騒音予測手法は、**ばらつき**を含んだ騒音計測結果を教師データとしているため、**予測結果**にも**ばらつき**が内在する。設計者に対して、**予測結果の不確かさ情報**を提供できるようにする。



## <運用イメージ>



## 4. まとめ

1. 最近の人工知能研究について調査した。
2. ニューラルネットワーク学習は、**画像認識**、**自然言語処理**、**最適化問題**、**分類問題**、**推論・予測問題**に適用できる人工知能研究の核になっている。現行**CNN**では、大量の学習データが必要となるため、適用分野によっては障害となる恐れがある。**GAN**など新たな技術が、学習データの課題を克服できると報告されている。
3. **LSTM**が翻訳技術など、**自然言語処理分野**の進展に寄与している。また、質問と応答の対話セットが用意できるならば、ニューラルネットワークを実装した領域固有の**対話システム**を構築でき、実用化された事例もある。ただし、**シンボルグラウンディング問題**が指摘しているように、コンピュータに概念を理解させる（**意味を理解**させる）ことは難しい課題である。
4. ばらついた教師データを基に学習・予測を行う場合、予測結果についての**不確かさ情報**を提供する必要がある。**ニューラルネットワークによる学習**と**統計手法**の組み合わせが必要である。ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測システムに取り込んでいく予定である。
5. 紹介した適用研究を実用化させるとともに、新たなテーマにも取り組む予定である。

ご清聴ありがとうございました