

# ニューラルネットワークを活用した 船内騒音予測について

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

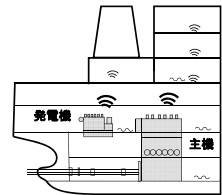
## 目 次

1. 背景
2. ニューラルネットワーク概要
3. ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測
4. 多層パーセプトロン
5. 自己組織化プログラム(SOM)
6. 結果
7. まとめと今後の課題

## 1. 背景－経験を基にした学習型騒音予測－



### Janssen法による騒音予測



振動源での振動が、居室に伝播する過程で減衰するとし、居室に伝播した振動が居室床・壁面から騒音に変換されるとして計算する**経験的手法**

船体要目、機関振動データ、居室内装仕様等パラメータで予測可能

設計変更に伴う再予測計算が容易

新設計船の計画では、どの船を類似船とみなして計算を実施するか、経験的知識を要する

## 1. 背景－経験を基にした学習型騒音予測－



### <目標>

経験的手法に代わって、ニューラルネットワークによる機械学習により、すなわち計測データの背後にある知識を見つけだし推論する、**実用的な騒音予測システム**を構築する。

### <取り組む意義>

ヒト(設計者)が実施しているノウハウを含んだ**経験的手法を機械学習**させることにより、**騒音計測データ**から様々な条件での騒音予測が可能となる。

**回帰問題**及び**分類問題**を解決するニューラルネットワーク技術を組み合わせることにより、ヒト(設計者)の**推論(予測)**に近づく、またはそれを超える**推論(予測)**が可能となる。

騒音学習が進むにつれて、計測データに潜むノイズ、計測環境の違いによる誤差を見極めることが可能となる。

## 1. 背景－経験を基にした学習型騒音予測－

＜研究内容＞

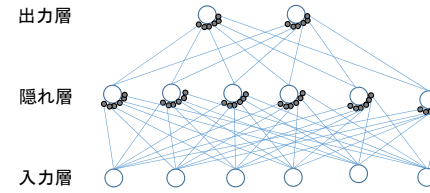


ニューラルネットワークを活用した**新たな騒音学習・予測手法**を確立し、**実用性のある予測手法**であることを検証する。

ヒト(設計者)が行っているように、計画船と**同型、または類似する参考になる船舶を見つけ出す**ニューラルネットワークモデルを構築する。

騒音予測・学習には**多層パーセプトロンモデル**を、同型船・類似船の探索には**自己組織化マップ(SOM)モデル**を構築する。

## 2. ニューラルネットワーク概要－多層パーセプトロン－

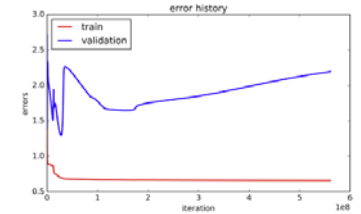


＜活用事例＞

分類問題・・・手書き文字認識等  
回帰問題・・・教師データに対する誤差を最小化

＜課題＞

過学習を避け、汎化能力(訓練データに含まれないデータに対しても対応できる能力)を獲得すること



過学習の一例

＜特徴＞

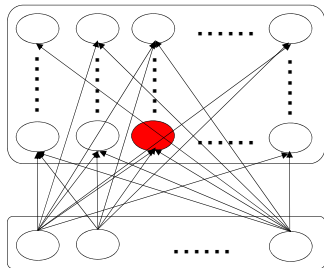
機械学習のひとつ

データから**答を探し、データからパターンを見つけ、データからストーリーを語る**

データが入力層から順次伝播する過程で**特徴量を自動で抽出し**、その特徴のパターンを機械学習の技術で学習する。

## 2. ニューラルネットワーク概要－自己組織化プログラム(SOM)－

出力層(分類パターン)



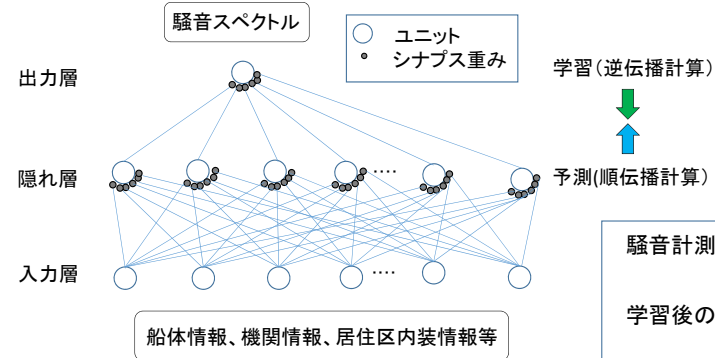
入力層

● 最も大きな値となる出力ユニット(勝者)  
(入力ベクトルに対して最も強く反応したユニット)  
→勝者を中心にしてその近傍のユニットの結合荷重を修正する。

教師なし学習

分類し、類似のものをみつける

## 3. ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測－全般－



＜特徴＞

最適な重みを**データから自動で学習**できる

騒音計測データを教師データとして**学習**

学習後のシナプス重みを利用して**予測**

類似船の**予測(汎化性能)**が課題

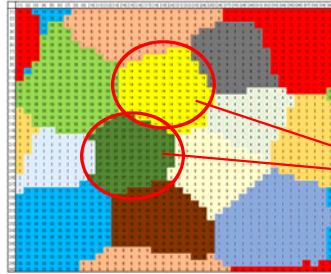
学習(訓練)した船舶以外の船舶を精度よく予測する必要がある。

### 3. ニューラルネットワークを活用した船内騒音予測—類似船の判定—

#### 目的

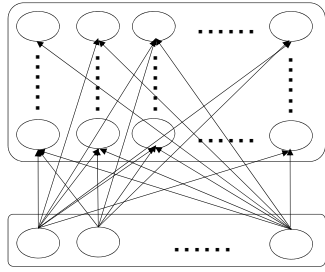
- 船舶の分類
- 類似船の探索

#### 出力例



類似船とみなせる

#### 出力層 (分類パターン)



#### 入力層 (航路、船体要目、機関要目、...)

### 4. 多層パーセプトロン—開発環境—

#### 開発言語: C++

#### 【メリット】

- 学習モデルが大きくなければ計算速度は速い。

#### 【デメリット】

- ミニバッチ計算を実行するとき、損失関数の誤差を最小化する際の各重み・バイアス計算の微分が難しい。
- GPU計算を行うために、専用言語CUDAが必要であり、プログラミングが複雑になる。



#### C++の計算手順:

数値を代入する  
↓  
式を計算する  
↓  
数値を代入する  
↓  
...

#### Theanoの計算手順:

全ての式を記号化  
↓  
計算モデルを最適化  
↓  
数値を代入する  
↓  
学習する

#### 開発言語: Python - Theano

#### 【メリット】

- Functionが充実している(例えばLOSSの微分機能)ので、ニューラルネットワークの構築が簡単になる。
- 人工知能関係のサンプルコードが多数紹介されている。
- GPUが簡単に活用でき、大規模並列学習が効率よく行える。
- 簡単にPost処理(計算・図描画)が可能
- シンボリック変数を処理するので、計算モデルを最適化できる

#### 【デメリット】

- 学習する前のコンパイルに多くの時間を要する。
- 学習モデルが小さい時、C++より計算速度が遅い。

### 4. 多層パーセプトロン—予測・学習—

#### <ニューラルネットワーク構造>

入力層、隠れ層(1層)、出力層

入力層27ユニット、隠れ層6ユニット、出力層1ユニット

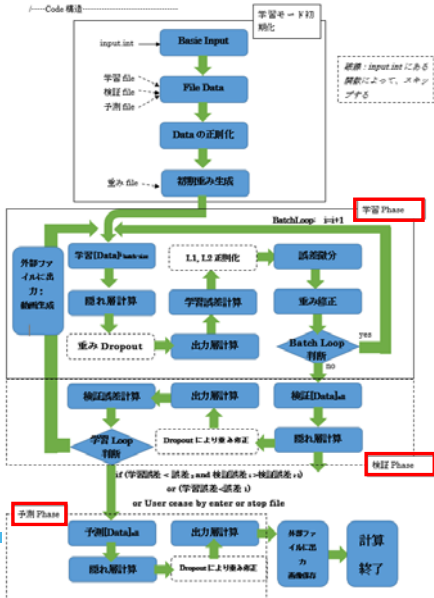
#### <導入している主な手法>

#### 逆伝播計算(学習)

- データの正規化
- 誤差逆伝播学習法
- 確率的勾配降下法
- ミニバッチ
- 正則化
- ドロップアウト
- 重みの初期値(学習実績値利用)

#### 順伝播計算(予測)

データの正規化

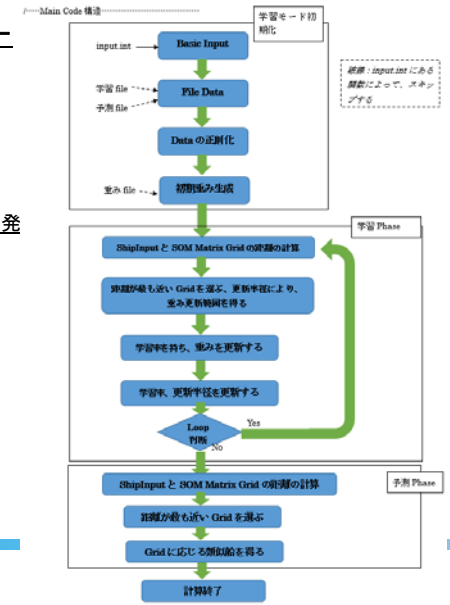
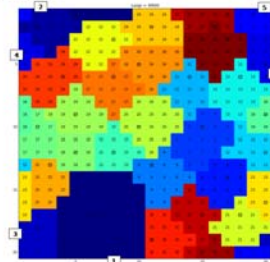


### 5. 自己組織化プログラム—開発環境—

#### 主コードはC++で開発

SOMモデル学習の計算負荷は多層パーセプトロン学習の計算負荷より軽い。

Post処理(マッピング結果図出力)コードはPythonで開発  
SOM出力を画像化



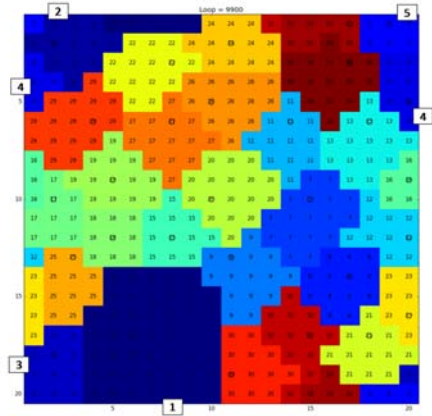
## 7. 結果—類似船の判定—

### <入力データ>

船の長さ、型幅、型深さ  
航路  
総トン数  
機関室長さ  
乗員  
上部構造物の階数  
各デッキ部屋数  
デッキ高さ  
主機・発電機出力  
発電機据付位置  
エンジンケーシング配置 等

1	S001番船
2	S002番船
3	S003番船
4	S004番船
5	S005番船
6	S006番船
7	S007番船
8	S008番船
9	S009番船
10	S010番船
11	S011番船
12	S012番船
13	S013番船
14	S014番船
15	S015番船
16	S016番船
17	S017番船
18	S018番船
19	S019番船
20	S020番船
21	S021番船
22	S022番船
23	S023番船
24	S024番船
25	S025番船
26	S026番船
27	S027番船
28	S028番船
29	S029番船
30	S030番船
31	S031番船
32	S032番船
33	S033番船
34	S034番船
35	S035番船
36	S036番船

学習用データ

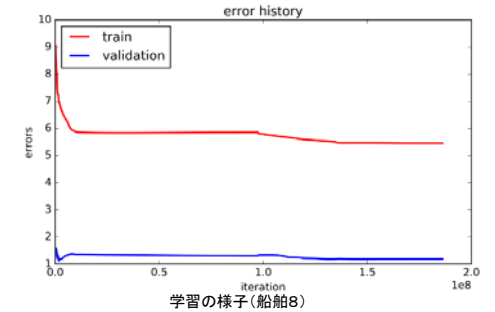
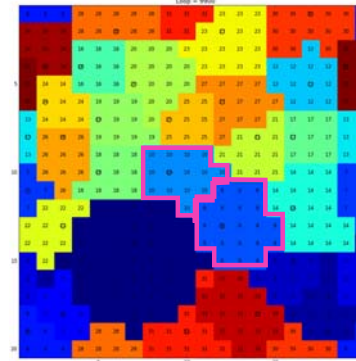


prediction for S000  
input->SOM( 17, 8) -> Similar: S001  
input->Cluster SOM( 17, 6) -> Similar: S001

検証船S000番船に対して、  
S001番船を類似船と判断

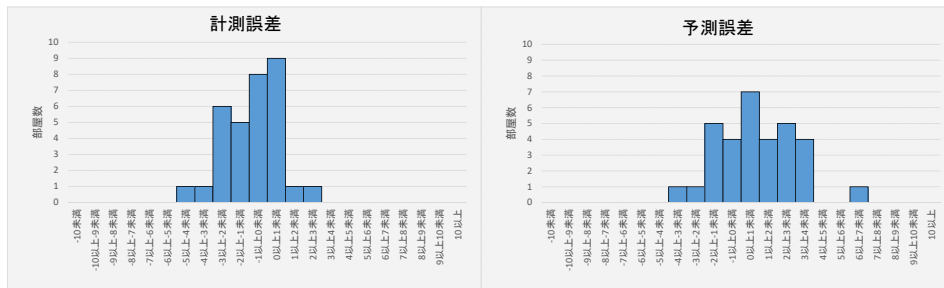
## 6. 結果—類似船の学習・予測評価—

船舶8の騒音計測データを教師データとし学習。  
船舶8の学習後重みデータを使用して、類似船(船舶10)の  
騒音予測を実施する。



訓練データと検証データに分けて学習時の誤差を検証  
訓練データによる学習は順調に行われている。  
検証データによる誤差も小さくなっており、過学習は起き  
ていない。

## 6. 結果—類似船の学習・予測評価—



同型船で同一の部屋を同じ航路条件で計測しても、  
計測日が違うと、計測時環境の違い、ノイズその他  
要因によって、計測結果はばらつく

計測誤差程度で予測

## 7. まとめと今後の課題

### <まとめ>

- 騒音学習・予測を行う多層パーセプトロンモデルを構築した。騒音学習は、騒音計測データを教師データとする逆伝播計算により、ニューラルネットワークモデルの重みとバイアスを計算する。騒音予測は、学習後の重みとバイアスを使用してニューラルネットワークモデルの順伝播計算により行う。
- 多層パーセプトロンモデルで騒音計測データを教師データとして学習させ、過学習がおきることなく学習されていることを確認した。
- 同型船、類似船を自動検索するために、自己組織化マップ(SOM)モデルを作成した。本ニューラルネットワークにより、船舶の分類(クラスタリング)と類似度を計算し、計画船に類似する船舶を自動で見つけ出すことが可能となった。
- 実績船(同型船・類似船)の学習後重みを利用して、計画船の騒音予測を計測誤差程度で予測できることが分かった。

## 7. まとめと今後の課題

### <今後の課題>

- 汎化性能をもった**実用的なシステム**とするために、より多くの船舶を対象とした学習を行う。すなわち、過学習とならないように学習率のような**ハイパーパラメータ**の設定、**重みパラメータの初期値**の検討等を行う。たとえば、モーメンタムによる最適解の探索、学習回数に応じて学習係数を小さくする手法(AdaGrad)を導入する。
- **隠れ層のアクティベーション**(活性化関数の後の出力データ)**分布**を観察し、アクティベーションの分布が**適当な広がり**をもったものとなっているか、様々なケースで検討する。
- **自己組織化マップ(SOM)**による分類・類似度結果と**多層パーセプトロンモデル**の連携、すなわち**知的処理能力**を高める。
- 居住区構造配置の**図面情報を基にした類似船検索処理**を、**深層学習**によりクラス分類するニューラルネットワークモデルを構築する。