

テーマ番号	EP074			
プロジェクト テーマ	和文	水中音響技術を利用した港湾監視システムに関する研究	指導教員	長田 茂美 教授
	英文	Research on the Harbor Monitoring System Using the Underwater Acoustic Technology		
プロジェクト メンバー	4EP1-52 山口 眞 (Makoto Yamaguchi) 4EP2-41 藤井 駿 (Shun Fujii)			

Abstract 近年、港湾に隣接する原子力発電所などの重要施設は、水上、水中からの脅威への対応が求められており、多様なセンサを用いて脅威を検出・分類できる港湾監視システムの実現が期待されている。本研究では、パッシブ音響センサより得られた音響データから水中移動目標を自動的にかつ高精度に検出・分類できるシステムを提案し、実データを用いた評価実験により有用性を確認した。

Keywords harbor surveillance, underwater threat detection, passive acoustic sensor, spectrogram, convolutional neural network.

1. まえがき

近年、港湾に隣接する原子力発電所などの重要施設は、水上、水中からの脅威への対応が求められており、多様なセンサを用いて脅威を検出・分類できる港湾監視システムの実現が期待されている。本研究では、港湾監視システムを実現するための要素技術の一つとして、パッシブ音響センサより得られた音響データから、水中移動目標(ダイバー、水中スクータ+ダイバー、船)を自動的にかつ高精度に検出・分類できるシステムの実現を目指す。

2. システム概要

図 1 に、これまでに開発してきた「学習フェーズ」と「実行フェーズ」とからなる港湾監視システムの概要を示す。この両フェーズに共通の「前処理」では、1s 間ごとの 0.5~10kHz 帯のスペクトログラムを生成し、水中移動目標の検出・分類のための基本処理単位とする。学習フェーズでは、既知のカテゴリの音響データを用いて、基本処理単位であるスペクトログラムと水中移動目標との対応関係を事前の学習によって獲得し、実行フェーズでは、その対応関係に基づいて、未知カテゴリの音響データを分類するというのが、本システムの基本的な考え方である。

2.1 学習フェーズ

既知カテゴリのスペクトログラムから分類器のための学習データセットを作成し、分類器にスペクトログラムと水中移動目標との対応関係を学習させる。図 2 に、分類器として用いた畳み込みニューラルネットワーク(CNN, Convolutional Neural Network)^[1]の構造を示す。入力の基本処理単位のスペクトログラム、出力は水中移動目標の 3 種類のカテゴリ(ダイバー、水中スクータ+ダイバー、船)であり、この入出力に対応して、CNN は、入力層に 152×124 ユニット、出力層に 3 ユニットをもつ構造としている。

2.2 実行フェーズ

未知カテゴリの基本処理単位のスペクトログラムを CNN に入力し、水中移動目標の 3 種類のカテゴリ(ダイバー、水中スクータ+ダイバー、船)とそれ以外(環境雑音)の合計 4 種類のカテゴリに分類する。

3. 従来システムの課題と課題解決に向けた提案

3.1 従来システムの課題

さらなる分類精度の向上に向けて、従来システムによる誤分類データを精査した結果、その多くの原因がクリックノイズにあること、つまり、クリックノイズにより水中移動目標の本質的な特徴が失われていることがわかった。この問題点を解決するためには、水中移動目標の本質的な特徴を失うことなく、クリックノイズを除去する必要がある。

3.2 課題解決に向けた「前処理」の提案

従来システムの課題を解決するために、「前処理」に水中移動目標の本質的な特徴を失うことなく、クリックノイズを除去する処理を新たに導入する。

従来システムの「前処理」では、1s 間ごとの音響データに高速フーリエ変換(FFT)を適用することにより、1s 間ごとの 0.5~10kHz 帯のスペクトログラムを生成し、標準化を行っていた。これに対して、提案システムの「前処理」では、1s 間ごとの音響データに“クリックノイズ除去”と“標準化”を施した後に、高速フーリエ変換(FFT)を適用することによって、1s 間ごとの 0.5~10kHz 帯のスペクトログラムを生成する方法を提案する。

3.3 クリックノイズの除去

図 3 に、クリックノイズのスペクトログラムと波形画像を示す。図 3 の波形画像からもわかるように、クリックノイズは、短時間に大きなパワーを示し、wave データの変位が極端に大きくなる環境雑音であり、wave データの変位の外れ値として捉えることができる。したがって、本システムでは、水中移動目標の特徴を残したままクリックノイズのみを除去できる四分位範囲に基づく外れ値検出方法^[2]をクリックノイズ除去に適用した。図 4 に、クリックノイズと水中移動目標の船の特徴を含んだデータのノイズ除去前後のスペクトログラムを示す。低周波数帯に現れている縞模様が船の特徴であり、この図から、水中移動目標の船の特徴は残したまま、クリックノイズのみを除去できていることがわかる。

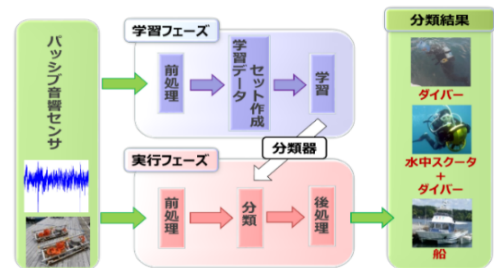


図1 本システムの概要

Fig. 1 Overview of the system.

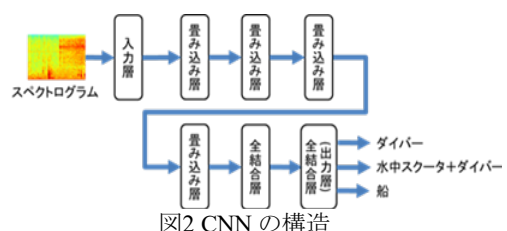


図2 CNN の構造

Fig. 2 The structure of CNN.

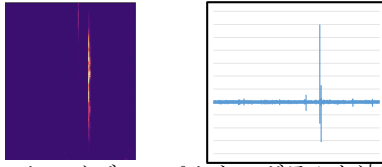


図3 クリックノイズのスペクトログラムと波形画像
Fig. 3 Spectrogram and waveform image of a click noise.



(a) ノイズ除去前 (b) ノイズ除去後

図4 ノイズ除去前後のスペクトログラム

Fig. 4 Spectrograms of before/after noise removal.

4. システム評価

4.1 評価実験

本システムの有用性を評価するために、2014 年度に穴水湾で収集した 4 種類の音響データを用いて、自動分類実験を行った。4 種類の音響データは、「ダイバーの特徴が現れる」、「水中スクータ+ダイバーの特徴が現れる」、「船の特徴が現れる」、「水中の環境雑音が見える」といったもので、これらの音響データから 255 個の学習データセットを作成し、CNN に学習させた。未知の音響データから 1 秒間ずつシフトさせながらスペクトログラムを作成し、それらをテストデータとして CNN に入力して、ダイバー、水中スクータ+ダイバー、船と環境雑音の 4 つのカテゴリへの分類結果を評価した。表 1 に、テストデータセットと評価実験の結果を示す。

表 1 の結果から、ダイバーの分類精度が 77.6% と他カテゴリと比べて極めて低いことがわかる。その原因を究明すると、誤分類されたダイバーのテストデータの多くが、図 5 に示すように、高周波数帯に広く現れているダイバーの特徴が薄くかつ低周波数帯にノイズが現れているもので、それが環境雑音として分類されていることがわかった。したがって、ダイバーの学習データとして、このようなスペクトログラムを追加すれば、分類精度は向上できると考える。また、環境雑音カテゴリの中に、従来システムでは誤分類されていたが、本システムでは誤分類されたデータが多くあった。その原因を分析すると、図 6 に示すように、クリックノイズのみのデータにノイズ除去を施すと、高周波数帯にダイバーの特徴と似た特徴が現れ、ダイバーと誤分類されてしまうことがわかった。したがって、環境雑音カテゴリの学習データとして、このようなスペクトログラムを追加すれば、環境雑音カテゴリの分類精度は向上できると考え、ダイバーおよび環境雑音カテゴリの学習データの拡充を行った。

表 2 に、学習データセット変更後の分類精度を示す。ダイバーと環境雑音の特徴の違いが、以前よりもはっきりしたことにより、ダイバーの分類精度が向上したことが確認できる。また、昨年度の従来システムとの比較評価実験も行った。従来システムは、一定の秒間隔分ずつまとめることで文脈を考慮した“後処理”を加えている。本システムでは、3 秒間隔ずつまとめて後処理を行った。表 3 に、後処理後の分類精度を示す。表 2 および表 3 の結果から、本システムは、すべてのカテゴリにおいて従来システムの分類精度を上回っており、クリックノイズの除去および学習データの見直しの有用性を確認できた。

表 2 および表 3 の結果から、本システムは、すべてのカテゴリにおいて従来システムの分類精度を上回っており、クリックノイズの除去および学習データの見直しの有用

表1 テストデータセットと評価実験結果(1s 間)

Table 1 Test datasets and result of evaluation experiment (1s).

	ダイバー	水中スクータ+ダイバー	船	環境雑音
テストデータ数	35	13	19	91
分類精度 (CNN)	77.6%	96.5%	95.5%	90.2%

表2 テストデータセットと評価実験の結果(1s 間)

Table 2 Test datasets and result of evaluation experiment (1s)

	ダイバー	水中スクータ+ダイバー	船	環境雑音
テストデータ数	35	13	19	91
分類精度 (本システム)	94.3%	100.0%	94.7%	97.8%
分類精度 (従来システム)	88.9%	76.9%	84.2%	82.4%

表3 テストデータセットと評価実験の結果(3s 間)

Table 3 Test datasets and result of evaluation experiment (3s)

	ダイバー	水中スクータ+ダイバー	船	環境雑音
テストデータ数	35	13	19	91
分類精度 (本システム)	97.1%	100.0%	100.0%	98.9%
分類精度 (従来システム)	91.7%	75.0%	80.0%	82.0%

性を確認できた。今後の課題として、未知データに対する、より頑健なシステムの構築が挙げられる。現在の学習データセットを作成する過程では、さまざまなヒューリスティクスが使われており、学習ベースのシステムという観点からは、ヒューリスティクスに頼りすぎている嫌いがある。今後は、前処理に自己符号化器(AE, AutoEncoder)などを用いるなど、ヒューリスティクスに頼りすぎない学習ベースのシステムの実現を目指したい。



(a) 環境雑音を含むダイバー (b) ダイバーのみ

図5 ダイバーのスペクトログラム

Fig. 5 Spectrograms of diver with/without noise.



(a) ノイズ除去前 (b) ノイズ除去後

図6 クリックノイズのスペクトログラム

Fig. 6 Spectrograms of before/after click noise removal.

5. むすび

本研究では、パッシブ音響センサで得られた音響データから水中移動目標を自動検出・分類できるシステムを開発し、実データを用いた評価実験により、その有用性を確認した。今後も、評価・改良を継続し、さらなるシステムの精度向上を図っていく予定である。最後に、多大なるご支援を頂いている日本電気株式会社様に感謝いたします。

参考文献

- [1] 斎藤康毅, ゼロから作る Deep Learning, オライリージャパン, 2016.
- [2] 野呂竜夫, 和田かず美, “統計実務におけるレンジチェックのための外れ値検出方法,” 統計研究彙報, 第 72 号, 2015.

本プロジェクトに関する業績

- 1) 山口真, 松井康浩, 長田茂美, 日下遼, “水中音響技術を利用した港湾監視システムに関する研究,” 平成 29 年度電気関係学会北陸支部連合大会, F2-26, 2017.