

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

担当者：中西 勇太, 坂井 昂太

指導教員：長田 茂美 教授

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で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」から構成され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500~10kHz帯のスペクトログラムを生成し、これを標準化したものを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ておき、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。

・「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、今回、分類器として用いた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つのカテゴリ(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なっている。

・「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つのカテゴリ(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つのカテゴリに分類する。

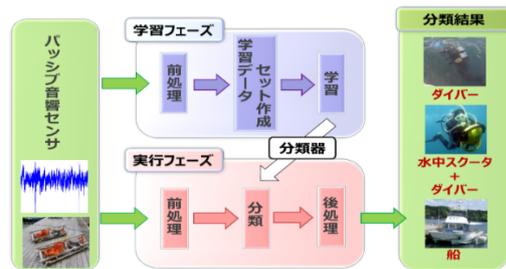


図1. 本システムの概要

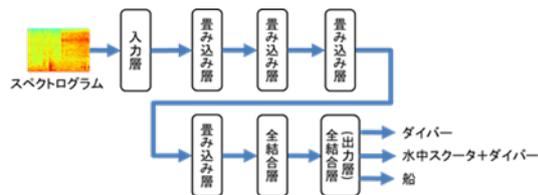


図2. CNNの構造

3. システム評価

本システムの有用性を評価するために、穴水湾で一昨年度に収集した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、「ダイバーの特徴が常に現れる」、「ダイバーの特徴が徐々に減衰する」、「水中スクータ+ダイバーの特徴とダイバーの特徴が現れる」、「船の特徴が2回現れる」

といったもので、これらの音響データから237個の学習データセットを作成して、CNNに学習させ、未知の音響データからオーバーラップしてシフトさせながら基本処理単位となる1s間の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に各カテゴリごとの学習データ数を、表2に、カテゴリごとのテストデータ数と分類精度を示す。

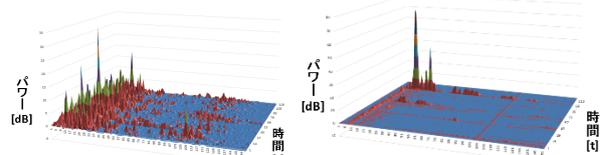
表1. カテゴリごとの学習データ数

	ダイバー	水中スクータ+ダイバー	船	環境雑音
学習データ数	98	23	41	75

表2. テストデータ数とカテゴリごとの分類精度(1s間)

	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	36	13	27	82
分類精度(CNN)	83.3%	76.9%	51.9%	82.9%

表2の結果から、船の分類精度が51.9%と著しく低いことがわかる。その原因を分析してみると、誤分類された船のテストデータの多くが、図3に示すように、船の特徴を表すスペクトログラムのパワーが小さいため、環境雑音として分類されている。したがって、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ている。



(a) 船(パワー大) (b) 船(パワー小)

図3. 船のスペクトログラム(3Dグラフ表示)

また、分類器としてSVM(Support Vector Machine)を用いた昨年度のシステムとの比較評価実験も行った。なお、昨年度は、6s間の音響データを基本処理単位としており、実験条件を揃える意味でも、本システムでは、1s間ごとの分類結果を6s間分ずつまとめて文脈を考慮した「後処理」を加えている。表3に、カテゴリごとのテストデータ数と分類精度を示す。

表3. テストデータ数とカテゴリごとの分類精度(6s間)

	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	69	12	21	36
分類精度(CNN)	94.2%	91.7%	95.2%	94.4%
分類精度(SVM)	97.1%	58.3%	81.8%	91.7%

表3の結果から、本システム(CNN)はすべてのカテゴリにおいて昨年度システム(SVM)を上回っており、CNN および「後処理」導入の有効性を確認できた。

4. おわりに

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。今後は、不足している学習データを追加するなど、さらなるシステムの性能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殿に感謝いたします。

参考文献

[1] 斎藤康毅：“ゼロから作る Deep Learning - Python で学ぶディープラーニングの理論と実装,” O'Reilly Japan, 2016.