論文

水中監視システムの極浅海域（東京湾）における 実証実験データへのディープラーニング適用

中村江梨花[†], 小川 誠, 中野正規, 吉永直生（日本電気株式会社）*¹
後藤慎平（東京海洋大学）*²

Abstract

The threat of terrorism has been increasing in various venues, including in the air, on land, on the water, and underwater. Cameras and radar that use light and radio waves are not sufficiently effective underwater. So underwater regions have become especially prone to security gaps. To secure such gaps, we have been developing an underwater monitoring system that can always automatically detect intruders from underwater. We conducted a demonstration experiment involving a diver and ROV detection near Numazu Bay and Tokyo Bay to confirm the performance of the underwater monitoring system. In extremely shallow waters, it is difficult to detect moving objects by underwater acoustic methods, and false alarms are frequently generated with conventional detection methods. In this paper, we used deep learning techniques to improve target detection performance by suppressing noise and reverberation. We confirmed that our approach worked to suppress noise and reverberation significantly.

Classification: その他(観測, 計測等)

Key words: 水中監視, 極浅海域, 残響抑制処理, ディープラーニング

1. はじめに

近年、ドローンに代表される小型無人機の急速な普及と多様化により、世界中が新たなテロの脅威にさらされている。特に社会基盤を支える重要なインフラは海沿いに多数あり、テロ組織のターゲットとなる可能性が高いと考えられる。2019年にはイエメンの武装勢力がドローン10機を用

いてサウジアラビアの油田施設を攻撃したと発表¹⁾。日本でも2015年に放射性物質を搭載したドローンが首相官邸に落下する事件が起こっており²⁾、日本においてもテロの脅威が直ぐ身近に存在することを知らしめた。

これらの脅威への対策として、陸上においてはカメラやレーダーによるドローン探知や侵入者監

Application of Deep-learning to Demonstration Experiment Data of Underwater Monitoring System in Ultra-shallow Water Area (Tokyo Bay)

*1 Erika NAKAMURA, Makoto OGAWA, Masaki NAKANO, Naoki YOSINAGA (NEC Corporation)

*2 Shinpei GOTO (Tokyo University of Marine Science and Technology)

[†] eri-n.18@nec.com

視, バイオメトリクスやICカードを利用した入退場管理, テラヘルツ波による検知装置を用いた携行品チェックが行われている. このように陸上でのセキュリティが強化される一方で, 水際からの脅威, 特に水中からの侵入監視についてはセキュリティ対策が遅れており, セキュリティホールであることが指摘されている. その中でも人口が集中する都市や重要なインフラ施設, 大規模なイベントが行われる会場等の周辺は, 人工のリニア式海岸ともいうべき入り組んだ形状をしており, 水中からのテロリストの攻撃を完全に把握・阻止するには, 極めて高度な警備態勢が要求される.

一方で水中からの脅威は1990年代から徐々に顕在化し始めている. 1990年10月には福井県美浜町に漂着した国籍不明の船の中から大型の水中スクーターが発見されており, 2001年3月には富山県黒部市の黒部川河口付近からも同様の水中スクーターが発見され, 30年近く前から何者かが海岸から人知れず上陸していた可能性が示唆された³⁾.

しかし, こうした水中からの脅威を防ぐには, 陸上や水上の監視技術だけでは限界がある. 特に, 光や電波は水中において急速に減衰することから遠くまで届かず, 陸上監視に用いられる可視カメラやレーダーでは十分な監視ができなくなるため, 音波を用いたソーナーによる監視が有効な手段の1つとなる.

筆者らは不審なダイバーおよびROV(Remotely Operated Vehicle: 有索式水中無人機)やAUV(Autonomous Underwater Vehicle: 自律型水中無人探査機)による水中からの侵入・攻撃を阻止するため, 音響センサを水中に常設し, 水中からの侵入者を自動で検出できる水中監視システムを開発している. 水深20–50mの海域(浅海域)では, 水中目標を安定して自動検出できることを実証している⁴⁻⁶⁾. しかし, 水深10m以下となる浅い海域(極浅海域)では, 音響センサから比較的近い距離に海底面と海面があるため, 送信された音波

が両面で多重に反響し合うことで, 従来の深度と比較して残響が長時間大きなレベルで持続することになる. また, その残響レベルの大きさに起因して誤警報が多発することも近年分かってきた.

そこで, 水中音響によるダイバー等の移動体探知が難しい浅海域と極浅海域において, 水中監視システムの探知性能向上を目的とし, 浅海域である沼津湾および極浅海域の一例である東京湾付近でダイバーおよびROV探知の実証実験を行った. 本論文では, 目標検出処理を改善するために用いたディープラーニングによる残響抑制効果について手法と結果を記す.

2. 水中監視システムの概要

本実証実験で用いたNECの水中監視システムは, 音響センサであるアクティブソーナーを水中に常設し, 水中の移動体の自動検出を可能とするシステムである.

一般的に水中監視に用いられる音響センサには, パッシブソーナーとアクティブソーナーの2種類がある. アクティブソーナーは, 音響センサより音波を送信し, ダイバーや航走体などの目標物により反射された音波を同一の音響センサで受波する. そして, 音波の送信・受信の時間差および反射信号の到来方位などをもとに, 検出目標の位置や種別を判断し, ディスプレイ上に表示する. 一方, パッシブソーナーは受波のみ行う音響センサで, 周囲の発生音を受波し続ける. ダイバーや航走体などの目標が発する特徴的な音波を検出し, 到来した音波の時間差や位相差からその到来方位を算出して, これらの情報をディスプレイ上に表示する. パッシブソーナーは目標の放射音の到来方位のみ計測可能とするため, 複数センサで連続探知しなければ目標の位置が特定できない. 更に, ダイバーの水中呼吸音などは発生音が微弱的なレベルであり, 遠距離探知が望めない. 一方で, アクティブソーナーはパッシブソーナーに比べ遠くか遠方の目標を検知でき, かつ目標の距離と方位が正確に把握できるという利点がある. 従って,

Fig. 1 Example of display on the operation console screen.

Table 1 Specifications of acoustic sensor.

項目	性能
水平視野角	360 [deg]
通信方式	LAN (1000 Base-T)
最大運用深度	50 [m]
全高	約 1500 [mm]
設置場所	海底、橋脚、岸壁など

アクティブソナーはパッシブソナーよりも早く水中の異変を発見し警告を発し、早期対処を支援できるため、水中監視システムに適している。

水中監視システムにおける操作表示端末の監視画面イメージを **Fig. 1**, 諸元を **Table 1** に示す。監視画面の表示内容は、自動で探知した水中目標の位置や航跡シンボル、反射信号の強度レベルの分布などである。さらに、探知目標の移動速度や方向などの情報により、到達予想地点や到達予想時間を算出し表示するため、事前に予想地点に警備員などを配置し、対処準備をすることが可能となる。また、ユーザーが予め設定した距離を目標が超えて接近した場合に、警告音及び警告灯によって監視者の視覚、聴覚に知らせるなど監視業務を支援する機能を有する。

2.1 音響センサ

今回用いたアクティブソナーの外観図を **Fig. 2** に示す。音響センサは、音波の送波器と受波器

Fig. 2 External view of acoustic sensor equipment.

から構成されている。送波器から音波を送波し、目標から反射された音波を受波器で受波する。受波された音響信号はアクティブソナー内の電子回路部において、アナログ信号からデジタル信号に変換され、水中ケーブルを通じて陸上に設置されている操作表示用端末まで伝送される。本ソナーでは水平方向の視野角が360度のため、全方位に送波・受波が可能となっており、欠測のないリアルタイムな水中監視を実現している。また、設置深度は50mまで対応しているため、一般的なダイバーが潜水可能といわれている深度を十分に監視可能である。設置場所についても、海底面

Fig. 3 Sonar signal processing and information processing flow.

への固定設置のみならず、橋脚やオイルリグなどの構造物へも取り付け可能のため、設置方法への幅広いニーズに対応可能である。

2.2 ソナー信号処理および情報処理

音響センサが音響信号を受信してから、監視画面に表示されるまでの信号処理および情報処理の処理フローを Fig. 3 に示す。

まず、信号処理としてノイズ除去等を行うために指向性合成、帯域制限、相関処理を行ったのち、信号の到来方位および距離ごとの信号レベルデータに変換する。その後、目標検出ブロック (CAD) において信号レベルデータより目標からの反射音であるエコーを自動検出する。Fig. 4 に横軸に音響センサからの距離、縦軸に音圧レベルを表した音圧レベルデータとした閾値判定による目標検出処理の例を示す。エコー検出においては、Fig. 4 に示すように、単純に信号レベル対雑音比 (S/N 比) の閾値判定を行うと、目標からの反射波 (図中のエコー) に加えて、残響や水中生物が発生する雑音などもエコーとして誤検出してしまい、誤警報の原因となる。従って、一定時間反射音が持続することなど、様々な情報を考慮したうえでエコー検出を判定し、誤警報を抑制する必要がある。目標追跡 (CAT) ブロックでは、検出されたエコーを目標として追尾するために、方位・距離の時間変化を計測し、航跡として管理する。最終的に移動速度や到達予想時刻等をもとに目標の脅威度を3段階に振り分け、レベルに合わせた警告を監視画面に表示する。

以上のフローにより、音響センサが受波した音響信号に一連の処理を行うことで、目標の探知結

Fig. 4 Target detection processing by threshold value judgment of S/N ratio.

果がディスプレイ上に表示され、警告を自動で出すことができる。

3. 水中監視システム実証実験

3.1 沼津湾 (浅海域) 実証実験

2018 年 11 月に、比較的静かな海域であり雑音・残響に依る探知性能への影響が少ないと思われる海域として、静岡県沼津港周辺の水深 30–50m の海域 (浅海域) (Fig. 5) を選定し、水中監視システムの実証実験を行った。音響センサはバースの沖合 80m 付近の海底 20–30m に設置し、音響センサから約 500m 離れた地点で支援船から探知対象であるダイバーが飛び込んだあと、水深 5m を保持しながら音響センサの方向に接近した。

実証実験におけるダイバー探知、追尾の状況を監視画面に重畳した結果を Fig. 6 に示す。ダイバー初探知距離はセンサ位置を起点として距離 500m、そこから距離 100m まで継続探知した。水深約 30–50m の浅海域において、誤警報の検出はほとんどなく、水中目標であるダイバーのエコーを探知し、安定して継続追尾することができた。

Fig. 5 Location of Numazu Bay Demonstration Experiment.

3.2 東京湾（極浅海域）実証実験

次に、沼津湾に比べ、水深が極めて浅く、海上交通量が多いため、雑音・残響による誤検出が想定される極浅海域として、東京湾晴海ふ頭付近の水深 7m と平坦な海域（極浅海域）（Fig. 7）を選定し、ダイバーおよび ROV 探知の実証実験を行った（2019 年 11 月）。

実証実験で使用した ROV について説明する。ROV の寸法は長さ 80cm、幅 55cm、高さ 40cm 程度、筐体はアルミ合金製である。実証実験では音響センサをバースの沖合 50m 付近の海底に設置し、音響センサから約 200m 離れた地点から探知対象であるダイバーが支援船から飛び込んだあと、水深 5–6m を保持しながら音響センサの方向に接近した。探知対象が ROV の場合は支援船と ROV を水深 2–3m の位置にロープで固定し、音響センサから約 160m 沖合まで曳航したあと、折り返して接近する実験を繰り返した。

実証実験におけるダイバー探知、追尾の状況を監視画面に重畳した結果を Fig. 8 に示す。また ROV の探知、追尾状況を監視画面に重畳した結果を Fig. 9 に示す。ダイバー初探知距離はセンサ位置を起点として距離 150m、そこから距離 120m まで継続探知したが失探し、その後距離 110m で再探知し、距離 40m まで継続探知した。Fig. 9 に示した ROV の場合、その初探知距離は

Fig. 6 Status of diver detection and tracking.

Fig. 7 Location of Tokyo Bay Demonstration Experiment.

センサ位置を起点として距離 50m、その後失探するも距離 70m で再探知し、最大探知距離 160m 程で折り返した後も継続探知した。ダイバーと ROV 共にエコーを探知し、追尾を継続することができたが、誤警報も多数回検出された。監視者が常時監視画面を注視し、継続追尾状況を確認することで不審対象か誤警報であるかの判別は可能ではあるが、24 時間長期間の監視では誤警報を抑制し、監視者の負担を軽減することが必要となる。

3.3 極浅海域における誤警報発生メカニズム

ここで、誤警報が発生するメカニズムについて

Fig. 8 Status of diver detection and tracking.

Fig. 9 Status of ROV detection and tracking.

説明する。音響センサから受波された信号は全周を数度ずつに分割する 200 本以上のビームに整相された後、送信波形と相関処理され、検波した後、デシベルで表される音圧レベルデータとなる。

Fig. 10 に横軸に音響センサからの距離、縦軸に音圧レベルを表した音圧レベルデータの一例を示す。音響センサに距離が近い領域を残響レベルが高い残響領域、距離が遠い領域を雑音が支配的となる雑音領域と呼ぶ。従来のソーナーでは AGC (Automatic Gain Control) 手法を用いて残響レベルを落としてきた。AGC とは **Fig. 11** に示すように現在観測された音圧レベルデータから過去の探信を平均した音圧レベルデータの差分をとることで残響レベルを落とし、音圧レベルを平滑化する。その後、一定値となる適切な閾値レベルを設定することで、閾値レベル以上となった信号を目標からの反響音であるエコーと判定している。しかし

Fig. 10 Sound pressure level data.

Fig. 11 AGC Principle (for sonar).

ながら、単純に閾値判定しているため、本物のエコーでなくても閾値レベル以上となるとエコーと判定されることになり、これが誤警報の原因となる。水深が深い海域の場合の残響は、残響領域が狭くかつ S/N 比が大きいため、閾値レベルを適度に設定するだけで誤警報が発生しなかった。ここで **Fig. 12** に、横軸に音響センサからの距離、縦軸に音圧レベルを表した音圧レベルデータとした極浅海域における目標検出判定の一例を示す。水深 10m 以下の極浅海域では、残響領域が拡大し、S/N 比が小さくなる。そのため AGC を用いた閾値レベルの設定では、信号とノイズとの区別を明確にできるレベルで設定することができず、AGC 適用のみでは残響が抑制できなくなり誤警報が発生することが顕在化した。ソーナー信号処理および情報処理フローにおいて、目標検出処理 (CAD) は後段の処理である目標追跡 (CAT) や脅威度分析に影響を及ぼすことになる。本稿では目標検出を改善するため、残響抑制に焦点を当てる。

Fig. 12 Target detection judgment in ultra-shallow water area.

4. ディープラーニングによる残響抑制

従来の閾値レベルに依る判定を用いる場合、極浅海域のような残響の影響を受けやすい海域では、誤警報抑制が不十分という課題があると考え、残響レベルそのものの低減に着手した。本研究では、残響抑制のための手法として過去に検討した参考文献7)と同じディープラーニングによる手法を今回の東京湾における実証実験のデータに適用した。本章ではその結果について報告する。まず本手法の概要について説明する。本手法は、入出力4層のCNNとAttention mechanismを用いて定常的に発生する残響と雑音を抑制する。Attention mechanismは、監視カメラ等における背景画像の除去による目標画像の抽出処理の研究分野において、近年着目されている手法である。これを用いて、残響を定常状態として学習し、残響と目標からのエコーを含むソーナー画像を入力した際に、残響を背景として削除することで目標からのエコーの抽出を企図する。

続いて、東京湾実証実験で取得した教師データについて説明する。一般的には、背景として削除する残響のみのデータを教師データとして用いるが、本研究では、残響に加え目標(ダイバー)からのエコーも含まれているデータを使用した。これは、教師データ作成の手間の簡便化に加え、目標からのエコーはソーナー画像全体に対して十分に小さく、含まれるデータ数も非常に少ないため、学習に与える影響は小さいものと考えたためである。

ここでディープラーニングを適用する際の処理ブロック図を **Fig. 13** に示す。まず受波素子にて受波する波形の位相や時間差を制御することで、

Fig. 13 Block diagram when deep learning is applied.

Fig. 14 Sound pressure level contour map to confirm the reverberation suppression effect after applying deep-learning (Left: after AGC, right: after applying deep-learning).

音響ビームを形成する整相処理を行う。その後、受信信号とレプリカ信号(送信波形の模写波形信号)との間の相関処理を行い、さらに AGC 処理を行う。ここまでは従来のソーナー信号処理である。この従来処理へ比較的容易に機能付加するソフトウェア構造を実現するために、ディープラーニングによる残響抑制処理を AGC 後に適用した。

Fig. 14 にダイバーに対する AGC を適用した後の音圧レベルのコンターマップ(左図)と、AGC 後に更にディープラーニングによる残響抑制した音圧レベルのコンターマップ(右図)に示す。ROV はダイバーに比べて反射信号の音圧レベルが大きく S/N 比が大きいため、比較的誤警報が少なく、安定した探知・追尾ができた。故に、ROV をターゲットとしたデータに対しては AGC で十分であり、ディープラーニングの適用は不要であった。そこでディープラーニングの適用は、S/N 比が小さく、対象物からの反射信号が残響に埋もれやすいダイバーのデータに対して行った。

Fig. 14 において、実測音圧レベルデータより音圧レベルが徐々に小さくなり、距離>350m ではほぼフラットとなる領域を雑音領域、距離 0–350m は残響領域である。その中でも音圧レベ

ルが高い部分が探知目標からの反射信号である。AGC 後(図中の左図)において、AGC 処理により距離が近い領域から遠い領域まで音圧レベルが平滑化されていることが分かる。距離>350m の雑音領域では、横方向の縞模様が見られるが、これは広範囲の方位から同時に受信した雑音と思われる。距離 0–350m の残響領域では、探知目標であるエコーと音圧レベルが同等である残響が多数確認できる。一方、ディープラーニング適用後(図中の右図)において、AGC 処理により平滑化された音圧レベルは、広範囲にわたって抑制されたことが分かる。また距離 0–350m の残響領域では、探知目標であるエコーと音圧レベルが同等である残響が確認できるが、AGC 後に比べると比較的抑制されたことが分かる。

ここで、ディープラーニングの残響抑制効果を確認するため、AGC 後の音圧レベルデータとディープラーニング適用後の音圧レベルデータにおいて、閾値以上の音圧レベルデータの割合を Table 2 に示す。また、音圧レベルが閾値以上であるデータを黄色で、閾値未満であるデータを青色で示したグラフを Fig. 15 に示す。AGC 後(Fig. 14 図中の左図)では、距離>350m の雑音領域

Table 2 Content ratio of sound pressure level higher than threshold.

	残響領域 (距離 0–350m)	雑音領域 (距離 > 350m)
AGC 適用後	68%	59%
ディープラーニング適用後	6.4%	0.25%

Fig. 15 Result of binarization thresholding applied on Fig. 14 (Left: after AGC, right: after applying deep-learning).

における閾値以上の音圧レベルデータは 59% であった。また、距離 0–350m の残響領域における閾値以上の音圧レベルデータは 68% であった。次に、ディープラーニング適用後 (Fig. 14 図中の右図) では、距離 > 350m の雑音領域における閾値以上の音圧レベルデータは 0.25% まで抑制できた。また、距離 0–350m の残響領域における閾値以上の音圧レベルデータにおいても、6.4% まで抑制できた。さらに、Fig. 14 のコンターマップより目標のエコーを含む方位 110 度における距離方向の音圧レベルデータを Fig. 16 に示す。AGC 後 (Fig. 16 図中の左図) では、距離 600m において全体的に音圧レベルが 2.0dB 以上を示している。一方で、ディープラーニング適用後では、距離 50m 付近のエコーの音圧レベルデータを除き、全体的に音圧レベルが 1.0dB 以下となった。これより、ディープラーニングによる残響抑制方法が効果的に作用しているといえる。一方で、残響抑制に伴いエコーレベルも低下してしまい、エ

Fig. 16 Sound pressure level distribution on dashedline A in Fig. 14 (Left: after AGC, right: after applying deep-learning).

コー自体の検出に影響がでることが懸念される。この点については今後パラメータチューニングも含めて改善していく予定である。

5. まとめ

アクティブソナーによるダイバー等の移動体探知が難しい浅海域と極浅海域において、水中監視システムの探知性能向上を目的とし、浅海域である沼津湾および極浅海域の一例である東京湾付近でダイバーおよび ROV 探知の実証実験を行った。沼津湾 (浅海域) の実験結果では、AGC による残響抑制が十分に機能し移動体の探知が可能であったが、東京湾付近 (極浅海域) における実験では、AGC の適用のみでは誤警報が多発した。本論文では、極浅海域の目標検出処理を改善するために、AGC による残響抑制方法に加え、ディープラーニングにより残響抑制を図った。その結果 AGC 後では、雑音領域における閾値以上の音圧レベルデータは 59%、距離 0–350m の残響領域における閾値以上の音圧レベルデータは、68% であったのに対し、ディープラーニング適用後では、雑音領域における閾値以上の音圧レベルデータは 0.25%、残響領域における閾値以上の音圧レベルデータは、6.4% まで大幅に残響抑制されることが確認できた。

極浅海域における残響抑制処理として、ディープ

プラーニングの適用は、水中監視システムの探知性能を向上させ、誤警報低減の実現可能性について肯定的な結果が得られた。一方で、残響領域においては、突発音と思われる音圧レベルデータがいくつか見られた(Fig. 14 図中の①～②)。Fig. 14 図中の①、②はディープラーニング適用前の突発音と思われる音圧レベルデータである。また、Fig. 14 図中の①'、②'はディープラーニング適用後の音圧レベルデータである。①の音圧レベルデータは、ディープラーニングを適用することで、①'のように残響抑制されたことが分かる。一方で②の音圧レベルデータは、ディープラーニング適用後の②'においても、高い音圧レベルを示しており、抑制されなかった。これより、残響領域においては、突発音と思われる音圧レベルデータは、抑制される場合と抑制されない場合があることが確認できた。今後はこの原因を追究していくと共に、別途、研究開発を進めているAE (AutoEncoder)を用いた突発音のノイズ除去法⁸⁾を併用することで、さらなる残響抑制を図り、探知性能の向上に試みたい。

参考文献

- 1) "イエメン武装勢力、ドローンでサウジ油田を攻撃", 日本経済新聞, 2019年8月17日
- 2) "首相官邸にドローン落下, テロ対策の弱点が顕在化", 日本経済新聞, 2015年4月22日
- 3) シップ・アンド・オーシャン財団海洋政策研究所, 海洋白書 2004年創刊号 日本の動き 世界の動き 第5章 (成山堂書店, 東京, 2004), p. 47-48.
- 4) M. Nakano et al., "Underwater surveillance system to counteract associated underwater threats," NEC Technical Journal, **8**(1), 63-67 (2013).
- 5) M. Nakano et al., "Harbor monitoring network system for detecting suspicious objects approaching critical facilities in coastal areas," NEC Tech. J., **9**(1), 111-114 (2015).
- 6) M. Yagi et al., "Harbor monitoring network system to detect underwater/surface threats in coastal areas," MAST Asia 2015. Japan, 10B.4 (2015).
- 7) M. Ogawa et al., "Application of deep learning to underwater invasion warning system," OCEANS'18 MTS/IEEE Kobe/Techno-Ocean2018, (2018).
- 8) 長田茂美, 海洋音響学会 2019年度(令和元年度)研究発表会講演論文集, 81-84 (2019).