

## 인공지능 적용을 위한 수중음향 데이터 특성 및 관리 방안

박경민<sup>1\*</sup>, 진경식<sup>1</sup>, 김두영<sup>2</sup>

해군본부 정보화기획참모부 감시체계과<sup>1</sup>, 해군사관학교 전산과학과<sup>2</sup>

### Characteristics and Management of Underwater Acoustics Data for Artificial Intelligence

Kyung-Min Park<sup>1\*</sup>, Kyong Sik Jin<sup>1</sup>, Dooyoung Kim<sup>2</sup>

**Abstract** : 현재 딥러닝, 강화 학습 등 인공지능 기술의 발전은 IT 뿐만 아니라, 정치, 경제, 사회, 군사 등 다양한 분야의 발달에 영향을 주고 있다. 특히, 신호처리 및 특징 감지 분야에 있어 기존의 모델 기반 방법론의 한계를 딥러닝 기반의 인공지능 기법을 통하여 해결하는 다양한 연구가 제시되었다. 본 논문에서는 복잡한 수중 환경에서 수집한 음향 신호의 분석을 위한 인공지능 기법의 연구 동향을 분석하고자 한다. 먼저 인공지능 기술의 역사, 개념 및 활용 방안에 대해 서술하고, 수중음향 분석의 인공지능 기법 적용에 있어 고려사항, 적용사례 및 데이터 관리 방안을 제시한다. 결론으로써, 분석 내용을 바탕으로 향후 연구의 방향을 도출하였다.

**Key Words** : AI(인공지능), Underwater Acoustic Data(수중음향 신호), Sonar(소나)

#### 1. 개요

수중음향 신호의 처리 및 분석은 해군의 해상 대잠 작전 수행에 있어 작전의 성패를 좌우하는 매우 중요한 요소 중의 하나이다. 지형, 구조물, 인공물 등의 주변 환경을 파악하는 데 수상 환경에서는 다양한 탐지수단의 이용이 가능하나, 수중이라는 특별한 환경은 오로지 음파를 이용한 탐지만을 허용한다. 이와 더불어, 수중 환경은 수온, 염도, 해류 등 다양한 변수의 복합적인 상호작용이 일어나는 환경으로, 이러한 환경 변수들은 음파의 산란, 굴절, 반사 등의 변화 예측의 모델링을 어렵게 한다. 이러한 제한사항은 아직까지도 수중을 미지의 공간으로 남겨두는 가장 큰 요인이자, 잠수함 전력의 비대칭 전력의 핵심으로 존재하는 이유이다.

기존의 수중음향 신호는 모델링 위주의 방법론으로 분석이 되었다. 이러한 모델링 기반의 분석 기법은 해양 환경에 대한 지식을 바탕으로 수중에서의 음파 전달에 영향을 미치는 요인들은 변수화하고 이를 수학적인 모델링으로 해석하는 방법을 기본으로 한다. 그러나 복잡하고 비선형적인 환경변수를 정확하게 모델링하는 것은 매우 어려운 문제이고, 세부적인 변화 요소까지 수식화하여 모델링 할 경우 계산 복잡도가 증가하여 실용성이 저하되는 문제를 가지고 있다.

최근 들어, 딥러닝을 필두로 한 인공지능의 발전은 이러한 모델링이 불가능한 환경 변수의 영향을 대량의 음향 데이터를 기반으로 학습하여 해결할 수 있는 가능성을 보여주고 있다. 인공지능은 모델링을 위해 모든 환경변수의 계량화 및 수식화가 필요한 기존의 모델링 기법에서 탈피, 실제 환경에서 수집된 데이터에 바탕으로 모델 스스로가 데이터에 내재되어 있는 인과관계를 학습하는 기법이다. 특히, 딥러닝의 경우 기존 기법에서 모델링하기 어려운 비선형 관계의 모델링에 강점이 있다. 이에 따라, 이미지, 음성, 센서 캘리브레이션 등 다양한 분야에서 널리 쓰이고 있다.

본 논문에서는 음향 데이터 분석에 인공지능을 적용

인공지능 적용을 위한 수중음향 데이터 특성 및 관리 방안

하기예 앞서 선행되어 고려되어야 할 문제를 서술하고자 한다. 먼저 인공지능의 역사와 주요 기술에 대해 간략하게 소개하고, 수중음향 데이터의 특성과 인공지능 기술의 적용 시 고려해야 할 사항에 대해 기술하였다. 이와 더불어 향후 연구의 방향을 서술하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 인공지능의 역사와 기술을, 3장에서는 인공지능 학습에 주로 활용되는 데이터베이스의 사례를 소개하고, 4장에서 수중음향 시 기술의 데이터의 특성과 연구 동향을 분석한다. 5장에서는 수중음향에 AI를 적용하기 위한 데이터 관리 방안을 제시하였다. 마지막으로 향후 연구 방향을 결론으로 제시한다.

#### 2. 인공지능의 역사와 기술

##### 2.1. 인공지능의 역사

인공지능 기술의 시작은 1950년대로 거슬러 올라간다. 앨런 튜링은 학습하는 기계에 대한 개념을 정립함과 동시에, 기계에 지능이 있는지 판별하는 테스트인 튜링 테스트를 제시하였다. 이후, 뇌과학과 인지과학에 발달에 따라 인간의 뇌구조를 구성하는 단일 뉴런을 모델링한 퍼셉트론을 소프트웨어로 구현하고, 이 퍼셉트론을 그물망 형태로 연결하면 인간의 지능을 모방할 수 있다는 인공신경망이 기법이 새로이 등장하였으나, 기대와는 달리 복잡한 문제를 해결하지 못함으로써 첫 번째 암흑기를 맞이하게 된다.

1970년대 전문가 시스템, 베이지 기반의 확률 추론, 퍼지 기법 등이 산업 전반에 확산됨에 따라 다시 한 번 인공지능의 부흥기가 시작되었으나, 컴퓨터 성능 제약 등의 문제로 인해 두 번째 암흑기를 맞이하게 된다. 이 시기에 역전파 알고리즘 등의 딥러닝 핵심기술들이 개발되었으나, 컴퓨터 성능의 한계로 수학적 증명에 한 정하여 연구가 진행되어 실제 구현에 이르지 못하였다.

2000년대 제프리 힌튼 교수가 GPU를 이용하여 딥러닝, 즉 심층신경망의 학습시간을 단축하는 연구를 발표함에 따라 인공지능은 세 번째 부흥기를 맞이하여 지금에 이르고 있다. 딥러닝의 최대 단점인 느린 학습속도를 해결함으로써, 다양한 분야에서 폭발적인 연구가 진행되었으며, 이러한 연구를 바탕으로 2016년 알파고가 등장하여 일반 대중들에게도 인공지능이라는 키워드가 확산되는 계기가 되었다.

## 2.2. 인공지능 기술 및 적용 분야

인공지능의 학습 방법은 크게 지도학습과, 비지도 학습, 그리고 강화학습의 세 분야로 구분할 수 있다. 먼저 지도학습은 입력 X와 목표 출력 Y를 모두 가지고 있는 데이터를 이용하여 모델을 학습한다. 이러한 기법은 회귀나 분류 문제를 해결하기 위하여 주로 사용된다.

비지도학습의 경우 오로지 입력 데이터 X만을 이용하여 데이터 자체의 특성을 학습하여 내재된 잠재 특성을 추출한다. 이러한 비지도 학습은 데이터를 잘 표현할 수 있는 특성을 추출하거나, 차원 축소, 군집화 등의 목적을 위해 활용된다.

강화 학습의 경우 에이전트가 임의의 환경에서 어떠한 행동을 취하였을 때의 상태 변화를 바탕으로 해당 환경에서 최대의 이득을 얻기 위한 최선의 행동을 학습을 통하여 선택할 수 있도록 한다. 학습의 과정에 있어 실제 환경과의 상호 작용을 통하여 데이터를 수집하고 이를 바탕으로 모델을 학습하게 된다.

이러한 인공지능 기법은 현재 다양한 분야에 적용되고 있다. 영상처리 분야에서는 주로 컨볼루션 신경망 기법을 이용하여 이미지를 분석하여 이미지의 클래스를 판별하는 방식을 주로 사용한다. 이미지 안에서 어떠한 사물의 위치와 사물의 종류를 예측함으로써, 의료 영상으로부터 질병의 유무를 판별하거나, 자율주행 자동차의 주변 환경 인식을 가능하게 한다. 이와 더불어 적대적 생성기법을 이용하여 새로운 이미지를 기존의 학습 데이터를 바탕으로 생성하는 연구 또한 활발하게 진행되고 있다.

RNN, LSTM 등의 순환신경망 기법은 연속된 입력 데이터로부터 의미 있는 결과를 추출하는 문제에 주로 사용된다. 텍스트나 음성 형태로 존재하는 인간 언어의 연속적인 구조를 분석하여 음성이나 텍스트의 의미 자체를 이해하거나, 이를 다른 형태의 언어로 번역함에 있어 순환신경망 모델은 뛰어난 성능을 보여주고 있다.

## 3. 인공지능에 활용되는 데이터베이스

앞에서 보았듯이 인공지능 기술은 빠르게 성장하고 있으며, 이는 방대한 데이터베이스와 그것을 빠르게 처리하는 하드웨어의 우수한 성능을 바탕으로 성장하고 있다. 특히 인공지능이 가장 활발히 적용되는 분야는 이미지 처리 및 인식 기술이다. 그러한 이유는 공개된 방대한 이미지 데이터베이스가 기반이 되고 있으며, 잘 분류된 자료가 인공지능 알고리즘이 학습하는데 있어 많은 도움을 주기 때문이다. 인공지능 알고리즘에 데이터베이스의 중요성을 확인하기 위해 몇 가지 데이터베이스를 살펴보고자 한다.

먼저 이미지 분야에 대표격인 MNIST는 손으로 쓴 숫자들로 이루어진 대형 데이터베이스로 6만개의 트레이닝 이미지와 인공지능으로 시험된 1만개의 테스트 이미지를 보유한 데이터베이스이다.

또 다른 이미지 데이터베이스는 CIFAR10이다. 비행기, 차, 새, 고양이 등 10개의 서로 다른 분류를 인간이 직접 수행하였으며, 각 분류마다 6,000장의 이미지를 보유하고 총 60,000장의 이미지를 보유하고 있다.

인공지능을 이용한 이미지 인식 기술의 성능을 평가하는 대표적인 데이터베이스는 IMAGENET이다. 1400만장의 이미지를 2만개 이상의 카테고리로 분류한 대형 데이터베이스이다.

이러한 이미지 자료의 축적 및 분류는 인공지능 알고리즘의 학습이 잘 수행될 수 있는 기반이 되고 있다.

## 4. 수중음향 AI 연구동향과 데이터의 특성

최근 Google에서는 AudioSet이라는 음향 데이터베이스를 구축하였다.[3] YouTube의 영상음 10초의 음향 데이터로 분할, 총 2,084,320개의 데이터(약 5,500시간)에 대해 인간이 Label을 정의한 자료로, 온톨로지(Ontology) 기법을 통해 데이터베이스의 오디오 신호를 527개의 Class로 재분류하여 검증하였다. 분류 결과 많은 자료를 갖는 Class와 비교적 특징 정보가 명확한 음향 신호는 높은 분류 정확도를 나타내었다. 분류된 음향 신호 중 선박과 소나의 분류 정확도는 각각 38%, 30%로 매우 낮은 수준이었다.

한편 수중음향 분야에 인공지능 알고리즘을 적용한 사례로 돌고래의 음성 데이터를 수집하여 종(種) 분류에 적용한 연구가 있다.[4] UCSD 대학의 Scripps 해양연구소는 멕시코만에 서식하는 돌고래를 추적하는 알고리즘을 개발하기 위해 수중 센서에서 수집된 5,200만개의 음향 데이터를 확보하였다. 오랜 시간 수집된 음향 데이터 중 돌고래 소리가 포함된 부분을 연구원이 직접 식별하고 5분 단위로 분할하였다. 가공된 데이터를 비지도학습을 통해 높은 유사성을 보이는 소리 군집을 발견하였으며, 총 7개의 돌고래 종을 분류할 수 있었다. 이를 통해 돌고래에 적합한 인공지능 알고리즘 자체 개발하는데 성공하였으며, 기존에 1년 동안 녹음한 파일을 분석하는데 3주간 소요되었지만, 알고리즘 개발 후 2년 동안 수집한 데이터를 4일 만에 분석할 수 있었다. 위의 사례에서 유추할 수 있는 사실로 첫째, 인공지능 알고리즘에 적용하기 위한 데이터를 풍부히 확보했다는 것이며, 둘째, 알고리즘이 범할 수 있는 오류를 최소화하기 위해 데이터의 라벨링 작업을 개발자들이 직접 수행하였다는 것을 알 수 있다.

이러한 음향 신호의 특성에 기인한 인공지능 모델 적용 특성을 최근우[5]는 다음과 같이 분석하였다. 딥러닝 등의 인공지능 알고리즘은 입력된 데이터의 변수 이내에서 매우 강력한 알고리즘이지만, 알고리즘의 결과 역시 변수 이내에서만 예측이 가능하다고 설명하였다. 특히 잡음이 동반된 실제 환경에서는 잘 작동하지 않을 수 있기 때문에 불필요한 중복 구간을 제거하여 인공지능 알고리즘에 적합한 음향 데이터를 입력할 필요가 있다고 언급하였다.

위와 같은 특성을 갖는 이유는 음향 데이터의 특성에서 기인한 것으로 볼 수 있다. 음향 데이터는 시간에 따른 음압의 기록으로 데이터의 길이는 유한하지만 그 길이는 특별히 정해져 있지 않다. 일반적으로 국제표준에 따라 1초 당 데이터 수량은 44,100개로 디지털 표본화 되지만 그 역시 음향 시스템마다 상이한 기준으로 표본화하기 때문에 같은 시스템에서 수집된 음향 데이터가 아니라면 데이터의 정보는 상이할 수 밖에 없다. 특징 밀집도 역시 비교적 희박(Sparse)하다고 볼 수 있다.

특히 우리가 관심 있는 수중음향 데이터는 음성이나 다른 음향 데이터와 달리 특징 구간이 매우 짧다. 뿐만 아니라, 탐지 목적을 위해 수집되는 수중음향 데이터는 탐지 빈도가 매우 작으며, 그 특징이 나타나는 시간이 매우 짧아 데이터의 확보 측면에서도 매우 불리하다고 할 수 있다. 또한 음향 신호가 센서에 전달되기까지 주변 파도소리, 고래 등의 생물체 소음 등 각종 잡음이 동반되어 전달되며, 수온 변화로 인한 음파의 굴절과 해저 지형에 따른 잔향 효과가 순수한 음향신호의 파형에 중첩되어 표적 고유의 수중음향 데이터는 상대적으로 미약하며 특징 해석에 많은 어려움을 준다. 일반적으로 수중음향 데이터를 포함한 음향 데이터는 스펙트로그램을 통한 주파수 분석을 하고 있으며 그 결과는 이미지로 변환이 가능하다. 하지만 스펙트로그램 분석은 데이터의 시간 정의 및 색상 지정에 따라 이미지로 표현되는 결과가 다르다.

결론적으로 인공지능 알고리즘에 무작위로 확보된 수중음향 데이터나 스펙트로그램 정보를 입력할 경우 특정 정보를 추출하지 못 할 가능성은 매우 높다고 할 수 있다.

## 5. AI 적용을 위한 수중음향 데이터 관리

인공지능 알고리즘은 양질의 핵심 데이터를 기반으로 한 데이터 학습 방식으로 보유한 데이터의 품질 수준이 인공지능의 성능을 결정한다.[6]

앞에서 서술하였듯이 기존의 인공지능 분야에서 주로 다룬 이미지나 텍스트 형태의 데이터와 달리 음향 데이터는 인공지능 알고리즘의 학습 위해 많은 제약 조건을 갖고 있으며, 특히 수중음향 데이터는 자료 확보의 어려운 환경 속에 있다.

결국 수중음향 데이터를 인공지능에 활용하기 위해서는 자료 수집과 분류의 기초적인 단계부터 접근할 필요가 있다. UCSD대학의 돌고래 음성 특성 연구와 같이 연구자가 음향 데이터를 직접 수집하여 분류한 것이 인공지능 알고리즘 개발에 성패를 좌우한 사례는 입력되는 데이터의 수집 및 관리가 중요하다는 것을 알려주었다.

해군에서 관심 있는 잠수함 탐지에 인공지능 적용이 성공하기 위해서는 수집된 데이터의 관리에 많은 노력이 필요하다. 특히 수중 음향의 데이터를 전처리하는 과정은 인공지능 알고리즘의 입력에 있어서 필수적인 요소이며, 개발자가 데이터 전처리 파라미터를 일관되고 편리하게 변경할 수 있도록 관리해야 한다. 해군이 수집하는 수중음향 데이터는 각기 다른 소나를 통해서 확보되며, 그리고 그 수집된 데이터는 소나의 목적과 특성에 따라 매우 다른 특성을 갖고 있다. 또한 개발자가 소나를 통해 직접 데이터를 확보할 수 없기 때문에 소나의 운용자가 데이터의 확보시부터 Label을 할 수 있도록 일관된 지침과 방향을 설정해야 한다. 특히 소나의 종류나 송신 주파수 등을 같이 Label한다면 온톨로지 기법 등 다양한 인공지능 알고리즘을 적용할 수 있는 환경이 마련될 수 있다.

한편 수집된 음향 데이터를 손쉽게 활용하기 위해 Label된 수중 음향 데이터 저장소를 일원화하여 관리하는 것도 매우 중요한 일이다. 해군은 소나를 여러 함정 및 육상기지에서 운용 중이기 때문에 최대한 많은 자료를 확보하기 위해 특정 장소에서 보관 및 지속 관리해 주어야 한다. 그렇지 않으면 소나를 운용하는 함정 및 육상기지 확보된 자료는 소나 안에 내장된 저장매체의 한계로 인해 곧 소멸되고, 이는 많은 자료를 확보하는

것이 불가능하다.

## 6. 결 론

본 논문에서는 인공지능 기술의 현황과, 수중음향 데이터의 특성, 그리고 수중음향 분석을 위한 인공지능 도입 사례 등을 살펴보았다. 이를 바탕으로 수중음향 분석을 위한 인공지능 연구 방향을 데이터, 활동, 조직의 3분야로 구분하여 아래와 같이 제시한다.

먼저 대량의 수중음향 데이터 구축이 필요하다. 비단 수중음향 분야뿐만 아니라, 인공지능의 다양한 연구 분야에서 잘 정리된 대량의 데이터는 연구의 성패를 결정한다. 따라서 수중음향 연구를 위해서는 데이터의 구축, 관리 및 배포 전 분야에 대한 방안 수립이 가장 먼저 수행되어야 할 과제이다. 또한 데이터를 다루는 기술과 분석하는 역량 확보를 위해 수집, 분석, 활용의 과정을 교육하고, 방대한 데이터를 처리하고 보관할 수 있는 대규모 컴퓨터 및 서버 자원을 갖추는 것도 매우 중요하다고 할 수 있다.

또한 연구 활동에 있어, 기존 방법의 적용과, 새로운 기술 개발이 동시에 진행되어야 한다. 수중음향 분석 분야에 있어 인공지능 알고리즘 적용 사례는 아직까지 소수이다. 먼저 기존 이미지, 음성 등에 활용된 인공지능 기술을 수중음향 데이터에 적용, 확장 가능성과 문제점을 파악함과 동시에, 수중음향의 특성을 고려한 최적의 인공지능 기법을 탐색하는 과정이 필요하다.

마지막으로 수중음향 실무자와 인공지능 연구자 간의 융합 연구가 필요하다. 앞서 언급한 바와 같이 수중음향 분석을 위해 인공지능이 적용된 사례는 아직 소수이다. 이는 기존에 인공지능이 활발하게 이루어 지고 있는 이미지나, 음성 등의 데이터 대비, 수중음향 데이터는 분석에 있어 전문지식이 필요하기 때문에 기존의 인공지능 연구자들이 바로 접근하기 어려운 문제에서 기인한다. 따라서 전산학 지식을 가진 인공지능 연구자뿐만 아니라, 수중음향, 신호처리 등 다양한 지식을 가진 전문가들이 융합연구를 진행할 필요가 있다. 또한, 실무 운용 요원의 경험을 반영하기 위하여 관련 기관 및 단체의 공동연구가 요구된다.

## 참고문헌

- 1) Ahn, S. W., Cho, J. Y., and Kim, S. J., "An Alternative Computing Algorithm of the Penalized Weighted Residual Method for the Structural Dynamics," *Journal of the Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 25, No. 6, 1997, pp. 83~92.
- 2) Walker, R. E., Stone, A. R., and Shandor, M., "Secondary Gas Injection in a Conical Rocket Nozzle," *AIAA Journal*, Vol. 1, No. 2, 1963, pp. 334~338.
- 3) Jort F. Gemmeke, et al., "Audio Set : An ontology and human-labeled dataset for audio events," *2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing(ICASSP)*, pp. 776~780.
- 4) Kaitlin E. Frasier, et al., "Automated classification of dolphin echolocation click types from the Gulf of Mexico," *PLoS*

*computational biology* 13(12), e1005823,2017.

5) Keunwoo Choi(SPOTIFY), "Deep Learning with Audio Signals", *QCON AI 2019*

6) 김성태, "인공지능의 국방 도입, 정제된 데이터의 준비가 우선이다", 국방연구원 국방획득연구센터