

기계학습기반 레이다기술 최신 연구 동향

김동환^{*}, 정방철[°], 김철영^{*},
전상운^{**}, 김진웅^{***}

Recent Research Trends of Machine Learning-Based Radar Techniques

Dong-Hwan Kim^{*}, Bang Chul Jung[°],
Choul-Young Kim^{*}, Sang-Woon Jeon^{**},
Jin-Woong Kim^{***}

요약

본 논문은 기계학습 기반의 레이다 기술의 연구 동향을 요약한다. 특히, 본 논문에서는 레이다 시스템, 레이다 안테나, 레이다 송수신장치, 레이다 신호처리기 등 각 분야에 적용된 기계학습기술에 관하여 분석하고 연구의 발전 방향에 관하여 논한다.

Key Words : Cognitive Radar, machine learning, deep learning, radar resource management, radar signal processing

ABSTRACT

In this letter, we summarize recent research trends of machine learning (ML) techniques for radar applications. In particular, we first categorize the radar technique components as follows: Radar system, radar antenna, radar transmitter & receiver, and radar signal processor. Then, we investigate the future research directions of recent proposed ML-based radar techniques.

I. 서론

최신 레이다는 탐색, 추적, 사격통제, 미사일 유도 등의 기능 뿐 아니라 표적을 자동으로 인식 (Automatic Target Recognition, ATR) 및 분류하고, 표적과 주변 환경(클러터, 간섭, 잡음 등)에 대한 정보를 인지하여 최적의 파형을 적응적으로 선택하는 등 인지 레이다(cognitive radar)로 발전하고 있다^[1]. 인지 레이다의 핵심은 환경의 변화를 빠르게 탐지하여 그 환경의 새로운 통계적인 특성을 학습하고, 학습된 특성을 파형 설정이나 탐지 알고리즘에 지능적으로 반영하여 변화된 환경에 빠르게 적응하는 것이다^[2]. 인지 레이다가 전통적인 적응형 레이다(Adaptive Radar)와 다른 점은 적응형 레이다의 경우 목표물과 전파환경에서 추출된 다양한 정보를 수신단에서 성능을 향상하는데 이용하지만 인지레이다는 레이다가 동작하는 동안에 추출된 정보를 수신단에서 성능 향상을 위하여 이용할 뿐 아니라 송신단에서도 주파수의 선택, 파형의 변화, 펄스의 전송 주기 및 전력, 편파의 선택 등에 이용한다는 것이다. 또한, 전통적인 레이다의 경우 이러한 적응형 동작이 미리 결정되어 있으나 인지 레이다의 경우 이런 동작을 환경 또는 상황의 변화에 따라 동적으로 결정된다는 것이다.

한편, 기계학습 (Machine Learning, ML)은 컴퓨터가 스스로 수행해야 할 작업을 주어진 데이터로부터 학습하는 방법론을 연구하는 학문분야로서 최근 하드웨어가 비약적으로 발전하고 빅데이터 수집이 용이해지면서 학계와 산업계로부터 많은 관심을 받고 있다. 특히, 심층 학습 (Deep Learning, DL)은 기계학습의 발전 및 실용화의 중심에 있는 기술로서 다양한 분야에 적용되고 있으며 탁월한 성능이 입증되고 있다^[3].

본 논문에서는 기계학습 기술이 적용 가능한 레이다 분야를 식별하고 기계학습이론을 바탕으로 개발된 레이다 기술에 대한 최신 연구 동향을 분석한다.

II. 기계학습기반 레이다 기술 연구 동향

본 장에서는 다양한 레이다 분야에 적용된 최신 기계학습 기술을 분석한다. 그림 1은 레이다 시스템을

* 이 연구는 국방과학연구소 (ADD)의 지원을 받았습니다.

◆ First Author : (ORCID:0000-0002-2089-4318)Dept. of EE, Chungnam National University, dhkim0812@gmail.com

° Corresponding Author : (ORCID:0000-0002-4485-9592)Dept. of EE, Chungnam National University, bcjung@cnu.ac.kr, 종신회원

* (ORCID:0000-0002-5532-7399)Dept. of EE, Chungnam National University, cykim@cnu.ac.kr

** (ORCID:0000-0002-0199-2254)Dept. of MIE, Hanyang University, sangwoonjeon@hanyang.ac.kr, 종신회원

*** (ORCID:0000-0002-0368-3324)Agency for Defense Development (ADD), kimjwaf@add.re.kr

논문번호 : 201808-239-C-RN, Received August 13, 2018; Revised August 20, 2018; Accepted August 20, 2018

구성하는 기술 영역을 분류하고 본 장에서 분석할 기계학습기반 레이다 기술을 보여준다. 레이다 시스템은 기본적으로 레이다 안테나, 레이다 송수신 장치, 신호 처리부로 구성된다. 레이다 시스템을 위해서는 최근 기계학습기반의 레이다 자원관리 기법이 제안되고 있으며, 안테나를 위해서는 심층 학습기술을 이용한 안테나 선택 기법이 제안되었다. 또한, 강화학습 또는 선형 커널 기법 등이 레이다 송수신 장치에서 빔포밍 알고리즘이나 레이다 파형 선택을 위해 제안되고 있으며, 레이다 신호처리 분야에서는 합성개구레이다(Synthetic Aperture Radar, SAR) 영상처리, 자동표적 인식 및 자동초점(autofocus) 등의 영역에 기계학습 알고리즘이 적용되고 있다. 적용 가능한 더 많은 기술 분야가 있을 수 있지만 본 장에서는 현재 활발하게 연구가 진행되는 분야로 한정하여 기술을 소개한다.

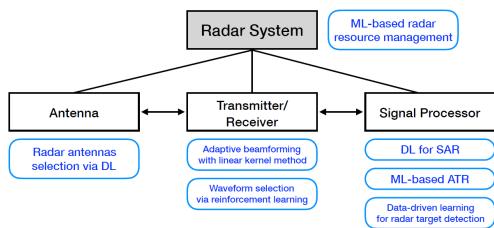


그림 1. 기계학습기반 레이다 기술의 분류
Fig. 1. Categorization of ML-based radar techniques

2.1 레이다 시스템 분야

최신 레이다는 탐색, 추적, 사격통제 등과 같은 다양한 기능을 하나의 레이다에서 수행할 수 있도록 설계된다. 다양한 임무를 수행하기 위해서는 각 임무에 대해 시간, 주파수 및 에너지 등과 같은 레이다 자원을 최적으로 할당해야 하며 이를 레이다 자원관리(Radar Resource Management)라고 한다. 레이다 자원관리 모듈은 각각의 임무를 스케줄링하고 최적 파형을 설정하며, 각 임무의 우선순위를 결정한다. 특히, 복잡한 전장 상황에서는 레이다의 임무 또한 복잡하고 다양해서 레이다 자원관리는 과부하 상황에 직면하게 되고 특정 임무는 지연되거나 심지어 수행하지 못하는 상황이 될 수 있다. 또한, 다양한 임무를 동시에 수행해야 하는 상황에서는 임무 스케줄링이 매우 복잡해진다. 이러한 임무 스케줄링은 일반적으로 비결정 난해(NP-hard) 문제이고 계산의 복잡도가 매우 크다고 알려져 있다. 최근 임무 스케줄링에 기계학습 기반 스케줄러를 사용하여 계산의 복잡도를 감소시키고 스케줄링의 속도를 향상시키는 연구가 진행되었다^[4].

2.2 레이다 안테나 분야

표적의 방향각(Direction of Arrival, DoA) 추정은 위상배열리이다 안테나 배열의 수를 통해 향상시킬 수 있다. 그러나 배열의 수가 늘어날수록 계산의 부하와 복잡도가 증가하므로 최근 방향각 추정 정확도의 손실 없이 안테나 배열을 속아내는 기법이 주목받고 있다. 즉, 레이다 신호를 송수신하기 위하여 전체 배열을 모두 사용하는 것이 아니라 부배열로 나눠 선택해서 사용하는 기법이다. 이러한 관점에서 보면 인지 레이다는 표적 환경의 변화에 대응해서 레이다 신호를 송수신하는 최적화된 부배열을 선택해서 사용하게 할 수 있다. 지능적으로 최적의 부배열을 선택하기 위해서는 최적화 문제를 풀어야 하는데 레이다에 실시간으로 적용하기 위해서는 복잡한 최적화 문제를 푸는 방법은 피해야 한다. 이러한 안테나 배열의 선택 문제에 기계학습 기술을 적용하는 연구가 최근에 진행되고 있다. 최근 연구에서 제안된 방법은 Convolutional Neural Network(CNN)를 구성하여 고정된 부배열을 랜덤 방식으로 속는 방법이 아닌 수신된 레이다 신호를 기반으로 최적의 새로운 부배열을 매시간 지능적으로 선택하는 기법이다. 제안된 CNN 구조가 랜덤 속음 방법보다 더 나은 결과를 보여 주었다^[5]. 이 기술은 최근 활발한 연구가 이루어지고 있는 무선 통신용 Massive MIMO 안테나 선택 문제에 적용도 가능할 것으로 판단된다.

2.3 레이다 송수신 분야

인지레이디가 주변 환경으로부터 수신되는 신호를 빠르게 분석하여 재밍이나 간섭신호에 대해 적응빔을 형성할 때 배열의 크기에 따라 빔형성에 많은 계산부하가 요구된다. 이러한 빔형성의 계산 부하를 줄이는 데 선형 커널 기법(Linear Kernel Methods)으로 불리우는 기계학습 기술이 적용되고 있으며^[6] 또한, 과거의 수신 신호를 분석하여 유용한 정보를 추출한 다음 최적화된 방식으로 다음 송신 파형을 선택하는 데에도 기계학습 기술이 적용되고 있다^[1].

2.4 레이다 신호처리 분야

레이다 시스템을 구성하는 요소 중 기계학습 기술이 적용되기에 가장 적합한 분야는 신호처리 분야이다. 레이다 신호처리는 안테나를 통해 수신되는 아날로그 신호를 디지털 신호로 변환하고 다양한 신호처리기법을 사용하여 클러터나 잡음, 간섭 신호 등을 제거하고 미약한 표적신호를 탐지/추적하는 일련의 과정이다. 특히, 레이다는 표적의 탐지 및 추적의 정확도

가 매우 중요하다. 탐지 및 추적의 정확도를 보장하기 위해서는 클러터, 간섭 및 잡음을 효과적으로 억제해야 한다. 잡음은 정합필터를 통해서, 간섭신호는 적응빔 형성 알고리즘 등을 통해서 효과적으로 억제가 가능한 반면, 클러터는 안테나가 지향하는 지역에 따라 매 순간 변하고, 기상 조건에도 영향을 받기 때문에 클러터의 통계적인 특성은 매번 급격하게 변할 수 있다. 이렇게 변화가 심한 클러터가 존재하는 상황에서 클러터를 억압하여 표적의 탐지 및 추적 성능을 향상시키기 위하여 기계학습 기반의 표적 탐지 알고리즘이 개발되고 있다^[7]. 또한, 레이다는 오경보 확률(False Alarm Probability)을 일정하게 유지한 상태에서 가능한 탐지확률을 높이고자 한다. 이러한 상황에서 클러터의 분포에 무관하게 오경보 확률을 일정하게 유지하기 위해 정확한 임계치를 적응적으로 추정하는데도 기계학습 기술이 적용되고 있다^[8]. 또한, 탐지한 표적을 추적하는 단계에서는 현재 추적하고 있는 표적과 새롭게 탐지된 표적 등과의 연관 과정을 거쳐야 한다. 연관 과정은 새롭게 탐지된 표적 개수와 기준에 추적하고 있었던 표적 개수에 따라 상당한 계산 부하를 요구한다. 그래서 이러한 연산 부하를 줄이고 추적 성능을 향상시키는 방안으로 기계학습 기반 알고리즘이 적용되고 있다. 마지막으로, 기계학습 기술은 영상레이디(SAR)의 이미지 형성과 자동초점(autofocus)문제에서 위상 오차를 보상하는데 사용되어질 수 있다^[9].

한편, 레이다의 자동표적인식 (Automatic Target Recognition, ATR) 분야에서 기계학습 기술을 사용한 최근 연구들에 기인하여 레이다의 다양한 분야에서 유사한 기술을 적용하기 위한 많은 관심이 대두되고 있다^[10,11]. 주변 환경을 실시간으로 탐색하여 표적을 탐지하고, 추적해야하는 레이다에 기계학습 기술을 적용하기 위해서는 레이다의 연산능력이 매우 중요한데, 디지털 신호처리 기술의 발전과 DSP, FPGA 등 하드웨어 기술의 급격한 발전으로 가능하게 되었다.

최근 전자장비 사용의 급증과 무선통신 기술의 비약적인 발전으로 인하여 레이다 또는 무선통신을 위한 주파수가 매우 부족한 상황이다. 따라서 레이다와 무선통신 시스템이 동일한 주파수 자원을 상황에 따라 공유하는 기술들이 제안되고 있다. 많은 기존 기술을 듣는 레이다 시스템과 무선통신 시스템이 서로 약속된 방식에 따라 주파수 공유 알고리즘을 동작시키는 것을 가정한다. 그러나 최근 기계학습 기법으로 분류되는 압축센싱(Compressed Sensing)기반의 주파수 공유 알고리즘의 제안되었다^[12]. 특히 이 알고리즘에

서는 통신시스템과 레이다 시스템이 서로 정보를 공유하지 않고 적응적으로 상황을 판단하고 학습하여 레이다 시스템의 파형을 검출하는 동시에 통신 신호를 검파하는 기법이 제안되었다. 아직까지는 이 분야의 연구가 초기단계이나 레이다 시스템과 무선통신 시스템사이의 간섭, 주파수 공유, 동적 주파수 할당에 관한 이슈 해결에 기계학습 알고리즘을 적용하는 연구가 활발히 진행될 것으로 예상된다.

III. 결 론

본 논문에서는 최신 레이다의 발전 방향을 통해 최근 급속히 발전하고 있는 기계학습 기술이 적용 가능한 분야를 식별하였고 식별된 분야를 레이다를 구성하는 각 부분으로 분류하여 각 부분에 적용된 기계학습기반 레이다 기술의 최신 연구 동향을 분석하였다. 레이다의 발전 방향인 인지레이디는 학습을 통해 주변 환경에 대해 레이다가 대응해야 하는 최적의 해를 찾아가는 일련의 과정으로 볼 수 있다. 그런데, 환경 변화에 실시간으로 대응해야하는 레이다 입장에서는 복잡한 최적화 과정은 적용이 불가능하지만 앞서 살펴본 기계학습 기반의 레이다 기술은 상당히 효과적으로 구현 가능함을 알 수 있다. 레이다의 표적자동인식 분야를 제외한 다른 분야에서는 기계학습 기술의 레이다 적용이 아직 걸음마 단계이다. 하지만 앞으로 레이다 발전 방향을 고려하면 인지 레이다는 주변 환경과 레이다의 상호 작용에 대한 학습이 기본이기 때문에 기계학습 기술의 레이다 응용을 위한 활발한 연구가 기대된다.

References

- [1] S. Haykin, "Cognitive radar: A way of the future," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 23, no. 1, pp. 30-40, Jan. 2006.
- [2] M. S. Greco, F. Gini, P. Stinco, and K. Bell, "Cognitive radar: A reality?," <https://arxiv.org/pdf/1803.01000.pdf>
- [3] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, pp. 436-444, May 2015.
- [4] M. Shaghaghi and R. S. Adve, "Machine learning based cognitive radar resource management," *IEEE Radar Conf.*, pp. 1433-1438, 2018.

-
- [5] A. M. Elbir, K. V. Mishra, Y. C. Eldar, “Cognitive radar antenna selection via deep learning,” *IET Res. J.*, pp. 1-8, Feb. 2018.
 - [6] H. Xie, D. Z. Feng, and, M. D. Yuan, “Fast adaptive beamforming based on kernel method under small sample support,” <https://arxiv.org/pdf/1405.4592.pdf>
 - [7] M. Akcakaya, S. Sen, and A. Nehorai, “A novel data-driven learning method for radar target detection in nonstationary environments,” *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 23, no. 5, pp. 762-766, May 2016.
 - [8] J. Metcalf, S. D. Blunt, and B. Himed, “A machine learning approach to cognitive radar detection,” *IEEE Radar Conf.*, pp. 1405-1411, 2015.
 - [9] E. Mason, B. Yonel, and B. Yazici, “Deep learning for radar,” *IEEE Radar Conf.*, pp. 1703-1708, 2017.
 - [10] M. Wilmanski, C. Kreucher, and J. Lauer, “Modern approaches in deep learning for SAR ATR,” *SPIE-Int. Soc. Opt. Eng.*, vol. 9843, 2016.
 - [11] S. Chen, H. Wang, F. Xu, and Y. Q. Jin, “Target classification using the deep convolutional networks for SAR images,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 54, no. 8, pp. 4806-4817, Aug. 2016.
 - [12] L. Zheng, M. Lops, and X. Wang, “Adaptive interference removal for uncoordinated radar/communication coexistence,” *IEEE J. Sel. Topics Sign. Process.*, vol. 12, no. 1, pp. 45-60, Feb. 2018.