

심화학습을 이용한 GPS L1 C/A 신호 검파 가능성 연구

이 준 형*, 이 현 우*, 김 선 용^o

A Feasibility Test of the Signal Detection Scheme for GPS L1 C/A Signal using Deep Learning

Junhyeong Lee*, Hyunwoo Lee*,
Sun Yong Kim^o

요 약

본 논문에서는 고속 푸리에 변환 기반 탐색 방법과 대표적인 심화학습 방법 가운데 하나인 심층 신경망 기반 심화학습 방법을 바탕으로 범역 측위 시스템 L1 C/A (coarse/acquisition) 신호 검파 결과를 제시하고, 효과적인 검파가 가능함을 보인다.

Key Words : global positioning system, detection, deep learning, deep neural network, feasibility test.

ABSTRACT

In this paper, we present the results of global positioning system L1 coarse/acquisition signal detection based on deep neural network-based deep learning method, which is one of the representative deepening learning methods.

I. 서 론

GPS(global positioning system)는 미국에서 개발하고, 관리하는 위성항법시스템이다. 지표면 위에 있

는 GPS 수신기 안테나의 위치를 특정하기 위해서는 4 개 이상의 GPS 위성 신호를 수신해야 한다. GPS는 지표면 어디서나 사용이 가능하도록 32개의 GPS 위성군으로 구성된다¹⁾.

GPS 수신기는 32개의 GPS 위성신호 가운데 유효한 4개 이상의 GPS 위성신호를 선택해야 한다. 이를 위해서는 GPS 신호 검파(detection)가 필요하다²⁾.

GPS에서 사용하는 통신물리계층은 직접수열/확산대역(direct sequence/spread spectrum, DS/SS) 시스템이다. 수신된 GPS 신호는 확산수열의 부호위상천이와 함께 GPS 위성과 수신기의 상대적 이동에 따른 도플러 효과로 인한 반송파위상천이가 발생한다. 현재 사용되는 GPS 상용 수신기는 대부분 L1 대역의 C/A 신호를 사용하며, 이 신호의 수신을 위해서는 주파수 직렬/시간 병렬탐색 기법을 사용하는 것이 일반적이며, 대부분의 GPS 상용 수신기는 시간 병렬탐색을 위해 고속 푸리에 변환(fast Fourier transform, FFT) 기반 병렬탐색 기법을 사용한다.²⁾ 본 논문에서도 GPS L1 C/A 검파를 위한 방법으로 FFT 기반 신호 검파 방법에 초점을 맞춘다.

검파의 최종 단계는 신호의 유무를 결정하는 것이다. 대부분의 DS/SS 시스템은 사전에 결정된 문턱값과 선택한 상관값을 비교하여 문턱값을 넘는 경우에 신호가 있다고 결정한다. 그러나 GPS 수신기에 도달한 GPS 신호는 잡음보다 매우 낮은 수준으로 수신되며, 이를 극복하기 위해 DS/SS 시스템을 활용하였다. 하지만 GPS L1 C/A 신호 사양은 완전히 공개되어 있어 전파방해에 상당히 취약하다^{1,2)}. 따라서 본 논문에서는 최종적으로 다양한 전파방해 환경에서 효과적인 GPS L1 C/A 신호의 검파를 위한 방법 가운데 하나로서 최근 화제가 되고 있는 심화학습 방법을 고려해보고자 한다. 이를 위해 본 논문에서는 심화학습을 활용한 GPS L1 C/A 신호의 검파가능 여부를 판단하기 위해 수행한 연구결과를 정리하고, 가능성에 대해 결론을 내려보고자 한다.

본 논문은 서론을 시작으로, 2장에서는 심층신경망(deep neural network, DNN) 기반 심화학습방법에

※ 이 성과는 2018년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No.NRF-2018R1D1A1B07051392).

• First Author : (ORCID:0000-0002-5864-4680)Konkuk University, Department of Electrical and Electronics Engineering, wnsud7812@konkuk.ac.kr, 학생회원

o Corresponding Author : (ORCID:0000-0002-4192-2146)Konkuk University, Department of Electrical and Electronics Engineering, kimsy@konkuk.ac.kr, 중신회원

* (ORCID:0000-0002-5345-9101)Konkuk University, Department of Electrical and Electronics Engineering, torask@konkuk.ac.kr, 학생회원

논문번호 : 201812-398-A-LU, Received December 28, 2018; Revised January 3, 2019; Accepted January 3, 2019

대해 간단히 정리한다. 3장에서는 FFT 탐색과 DNN을 활용한 GPS L1 C/A 신호 검파 방법을 제안하고, 4장에서는 저장해둔 실제 GPS L1 C/A 신호를 활용한 실험 결과를 제시하고, 이를 분석한다. 5장에서는 GPS L1 C/A 신호 검파가능 여부에 대해 결론을 내리고 맺는다.

II. 심층신경망 기반 심화학습방법

심화학습(또는 심층학습)은 여러 비선형 변환기법의 조합을 바탕으로 높은 수준의 추상화를 시도하는 기계학습 방법 가운데 하나이다. 최근 많은 연구를 통해 DNN, 합성곱신경망(convolution neural network) 등이 연구되었으며, 이 방법들은 컴퓨터 비전, 음성인식, 자연어처리, 음성/신호처리 분야 등에서 탁월한 성능을 보임이 확인되었으며, 통신신호처리 분야에서도 이를 활용하여 채널을 추정하거나 신호를 검파하는 등의 용도로 활용하려는 다양한 연구가 시작되고 있다^{3, 6}. [3-6]처럼 대표적인 심화학습을 위한 신경망 가운데 신호처리 분야에서는 DNN이 다수 활용되고 있어 본 논문에서는 DNN을 활용한 GPS L1 C/A 신호 검파 가능성을 확인해보고자 한다.

2012년 스텐포드 대학의 A. Ng 교수는 구글사와 함께한 심화학습 과제에서 16,000개의 중앙처리장치와 10억개 이상의 신경망, 그리고 DNN을 이용하여 YouTube에 업로드되어 있는 천만 개 넘는 비디오 중 고양이 인식에 성공한 바 있다⁵.

DNN은 입력층과 출력층 사이에 여러개의 은닉층을 구성한 인공신경망이다. DNN은 일반적인 인공신경망처럼 복잡한 비선형관계에 대한 모형화가 가능하다. 특히, DNN은 계층적 구성을 통해 비슷한 인공신경망에 비해 더 적은 복잡도로 유사한 복잡도의 데이터를 추상화할 수 있다^{3, 6}.

III. 제안한 기법

FFT 신호 검파를 수행하면 그림 1과 그림 2의 왼쪽과 같이 도플러 주파수 위상과 부호 위상에 따른 상관값을 얻을 수 있다.

그림 1처럼 비교적 강한 신호가 있는 경우 잡음과 명확히 구분되는 신호 성분을 확인할 수 있으며, 그렇지 않은 경우 그림 2처럼 나타난다. 그림 1과 그림 2 오른쪽 그림에서 가로축은 도플러 탐색 빈(bin) 인덱스이며, 세로축은 부호 위상 탐색 빈 인덱스이다. 일반적인 상용 GPS 수신기는 GPS 위성과의 상대적

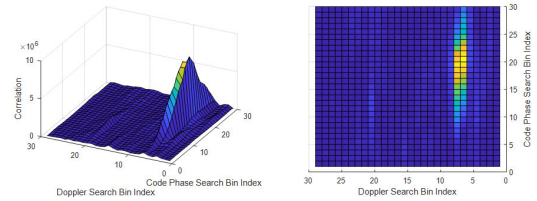


그림 1. 신호가 있는 구간에서 3차원과 2차원 상관값
Fig. 1. In the section where the signal exists, the three-dimensional and two-dimensional correlation value

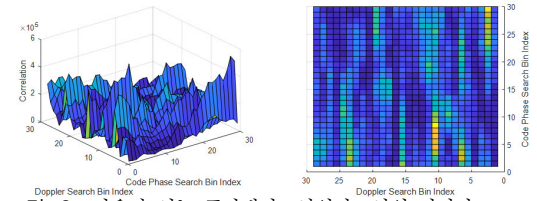


그림 2. 잡음만 있는 구간에서 3차원과 2차원 상관값
Fig. 2. In the noise-only section, three-dimensional and two-dimensional correlation values

인 이동을 고려하여 도플러 주파수를 탐색한다. 본 논문에서는 $\pm 7\text{kHz}$ 의 범위를 500Hz 간격으로 탐색하고, 16.368MHz 의 표본화 주파수를 사용하는 수신기로 저장한 데이터를 활용하였다. 즉, 부호 위상 탐색 간격은 약 1/16 칩이다. 기존 영상처리에 효과적인 DNN 모형을 그대로 활용하기 위해서 도플러 주파수 탐색범위를 고려해 그림 1과 그림 2 우측과 같이 29×29 픽셀의 이미지를 심화학습을 위한 기본 이미지로 선택하였으며, 표본화 주파수를 고려해 한 GPS 위성에 대한 이미지는 모두 563장으로 정리했다. 4개의 신호가 포함된 64ms 길이의 실제 GPS 위성신호에 -3dB 수준의 잡음을 추가하여 총 141,876장의 이미지를 확보하고, 이 가운데 135,120장은 훈련용 이미지로 구분하고, 잡음과 신호 이미지로 색인 처리하여 DNN 모형을 파이썬과 TensorFlow를 활용하여 완성하였다.

DNN의 입력층 1층, 은닉층 2층, 출력층 1층, 이상 총 4 계층으로 구성하였고, 노드 수는 계층에 따라 841, 256, 64, 10 노드로 각각 구성하였다. 활성화함수는 RELU, 손실함수는 Softmax, 최적화는 Adam 기법으로 각각 설정하였다.

IV. 실험결과 및 분석

효과적인 DNN 모형의 훈련을 위해 4개 신호가 포함된 GPS 위성신호 표본으로부터 얻은 240개의 훈련 데이터를 순차적으로 하나씩 선택하고, 563장 가운데

연속된 30장을 선택해 1회 훈련에 활용하였으며, 해당 훈련을 총 1,000회 반복하였다. 훈련 후 신호 대 잡음 비(signal to noise, SNR) -3dB에서 정리한 실험용 이미지 12개 집합 (같은 GPS 위성신호가 포함된 연속된 신호를 집합으로 적는다) 가운데 임의의 집합으로 실험한 결과 99.821%의 정판정 확률(correct decision probability)을 얻었다.

SNR을 -9dB, -14dB, -19dB로 변경하였을 때 29×29 픽셀의 실험용 이미지 표본은 그림 3과 같다. 그림 3에서 각 이미지 표본의 가로축과 세로축은 그림 1과 그림 2의 우측 이미지와 같다. 그림 3의 a열, b열, c열 순으로 SNR -9dB, -14dB, -19dB에 대한 이미지 표본이다. -3dB에서 학습한 모델을 사용하여 판정한 결과 -9dB와 -14dB에서는 각 여섯 장의 이미지 표본 모두 정판정하였다. 그러나 -19dB에서는 그림 3 가운데 (c,4) 외에는 모두 오판정하였다.

이상의 결과를 바탕으로 대표적인 심화학습방법 가운데 하나인 DNN 기반 심화학습 방법을 바탕으로 GPS L1 C/A 신호 검파가 가능함을 확인할 수 있다. 다만 잡음이 다소 강한 경우에도 적용 가능한 학습모형 등에 대해서는 추가적인 연구가 필요하다.

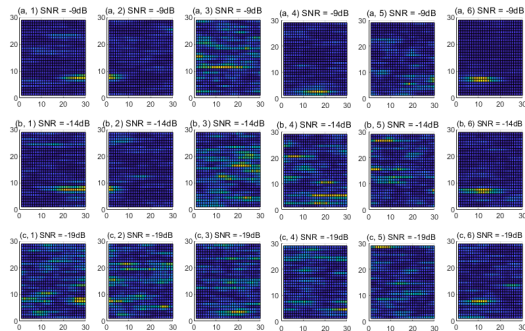


그림 3. SNR -9dB, -14dB, -19dB에 따른 실험용 이미지 표본
Fig. 3. Testing Image samples according to SNRs are -9 dB, -14dB, and -19dB, respectively

V. 결 론

본 논문에서는 대표적인 심화학습방법 가운데 하나인 DNN 기반 심화학습 방법을 바탕으로 GPS L1 C/A 신호 검파 가능성에 대해 살펴보았으며, 제안한 모형을 활용한 실험 및 그 결과 분석을 통해 일반적인 SNR 환경에서는 약 99.821% 이상 검파가 가능함을 확인하였다.

본 논문에서는 DNN만을 고려하였으며, 실험용 이

미지 집합으로 12개 집합만을 구성하였다. 추후에는 다양한 심화학습방법을 고려하고, 다양한 수신 환경에 대한 이미지 집합을 구성한 결과와 이를 바탕으로 한 심화학습모형에 대해 연구할 예정이다.

References

- [1] J. W. Betz, *Engineering Satellite-Based Navigation and Timing: Global Navigation Satellite Systems, Signals, and Receivers*, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, 2016.
- [2] E. D. Kaplan and C. J. Hegarty, *Understanding GPS/GNSS Principles and Applications*, 3rd Edition, Artech House, London, U.K., 2017.
- [3] T. Nawaz, D. Campo, M. O. Mughal, L. Marcenaro, and C. S. Regazzoni, "Jammer detection algorithm for wide-band radios using spectral correlation and neural networks," *Proc. 2017 IWCMC*, Valencia, Spain, June. 2017.
- [4] H. Ye, Geoffrey Ye Li, and B.-H. Juang, "Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems," *Trans. IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 7, no. 1, pp. 114-117, Feb. 2018.
- [5] J. Markoff, "How many computers to identify a cat? 16,000," *The New York Times*, June. 25, 2012, URL available: https://www.nytimes.com/2012/06/26/technology/in-a-big-network-of-computers-evidence-of-machine-learning.html?_r=2&
- [6] D.-H. Kim, B. C. Jung, C.-Y. Kim, S.-W. Jeon, and J.-W. Kim, "Recent research trends of machine learning-based radar techniques," *J. KICS*, vol. 43, no. 08, pp. 1382-1385, Aug. 2018.