

Recurrence Plot 알고리즘을 이용한 버스트 신호 검출 성능 분석

서 동 호*, 안 준 일*, 남 해 운°

Analysis Performance of Burst Signal Detection Using Recurrence Plot Algorithm

Dongho Seo*, Junil Ahn*, Haewoon Nam°

요 약

이 논문은 버스트 신호를 검출하기 위한 recurrence plot (RP) 알고리즘 기반의 신호 방식을 제안한다. 기존의 에너지 검파 방식을 이용하여 버스트 신호 검출에 적용할 경우 신호의 길이가 매우 짧은 특징 때문에 신호 검출 성능이 크게 저하된다. 제안하는 방법은 세 가지 RP 알고리즘을 이용하여 수신 신호 이미지화 및 CNN 모델을 통한 학습 및 시뮬레이션을 통해 기존의 에너지 검파방식보다 뛰어난 성능을 보임을 확인하였다.

Key Words : Burst signal, Energy detection, Recurrence plot (RP) algorithm, CNN, Deep learning

ABSTRACT

This paper proposes a new signal detection method based on a recurrence plot (RP) algorithm for detecting a burst signal. For detecting the burst signal, the conventional energy detection method performance is degraded because of the characteristic of the very short length of the burst signal. We use a three RP algorithm to visualize the burst signal

and to utilize the CNN model for training and validating. performance improvement. The proposed methods based on three RP algorithm and CNN model show better performance than the conventional energy detection method through the simulation results.

I. 서 론

에너지 검파 방식은 파일럿 신호(pilot signal)나 송신 측의 통신 정보를 이용하지 않고 수신 신호의 에너지를 이용하여 신호를 검출하는 방식이다^{1,2}. 송신 측으로부터 추가적인 정보를 받지 않기 때문에 복잡도가 낮다는 장점이 있다. 하지만 버스트 신호를 검출할 때는 센싱 시간과 수신 신호의 길이에 따라 검출 성능이 크게 떨어진다는 단점이 있다^{3,4}.

최근 이미지 인식 및 무선 통신 뿐만 아니라 다양한 분야에서 많이 응용되고 있는 딥러닝 모델인 CNN을 시계열 데이터에도 적용하기 위해 다양한 시도와 연구가 이루어지고 있다⁵. 본 논문에서는 Const-RP, ReLU-RP 그리고 Bin-RP 알고리즘을 이용하여 수신 신호를 이미지로 변환하고 CNN 기반의 분류모델을 디자인하여 버스트 신호가 존재하는 환경에서 기존의 에너지 검파방식이 갖고 있는 문제점을 해결하고 검출 성능을 향상시킬 수 있는 방식을 제안한다.

II. 에너지 검파 방식

일반적으로 특정 주파수의 수신 신호를 탐지하기 위해 정합 필터, 신호 형태 검파 및 에너지 검파방식을 주로 이용한다. 정합 필터 및 신호 형태 검파 방식은 에너지 검파 방식에 비해 신호 검파 성능이 뛰어나지만 송신 신호의 주기 정보를 알아야 하며 구현 복잡도가 상대적으로 높다는 단점이 있다. 이에 반해 에너지 검파 방식은 송신 신호의 정보 없이 오로지 수신 신호의 에너지만을 이용하기 때문에 구현 복잡도가 매우 낮다는 장점이 있다. 송신 신호의 유무에 따라 수신되는 신호는 아래와 같이 두 가지로 나누어 정의할 수 있다⁶.

* 본 연구는 방위사업청 및 국방과학연구소의 재원에 의해 설립된 신호정보 특화연구센터 사업의 지원을 받아 수행되었음

• First Author : (ORCID:0000-0002-3394-3422) Dept. of Elec. and Comm. Eng., Hanyang University, johnseo@hanyang.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author : (ORCID:0000-0001-9847-7023) Dept. of Elec. and Comm. Eng., Hanyang University, hnam@hanyang.ac.kr, 정회원

* (ORCID:0000-0003-3192-1315) Agency for Defense Development, jun@add.re.kr

논문번호 : 201908-164-A-LU, Received August 20, 2019; Revised September 30, 2019; Accepted October 1, 2019

$$y(n) = \begin{cases} w(n) & : H_0 \\ hx(n) + w(n) & : H_1 \end{cases} \quad (1)$$

이때 $y(n)$ 은 n 번째($n=1,2,\dots,N$) 샘플을 의미하며 $w(n)$ 은 AWGN, h 와 $x(n)$ 은 각각 채널이득과 송신 신호를 의미한다. H_0 와 H_1 은 각각 해당 주파수 대역에 송신 신호가 존재하지 않을 때와 존재할 때를 나타낸다. 수신측에서는 센싱시간(τ_s) 동안 수집되는 샘플들의 집합을 N_s 로 나타낼 수 있으며, 총 $|N_s|$ ($=f_s\tau_s$)개의 샘플을 토대로 수신 신호의 평균 에너지 값을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$T = \frac{1}{|N_s|} \sum_{n=1}^{|N_s|} |y(n)|^2 \quad (2)$$

그림 1에서 알 수 있듯이 버스트 신호는 데이터 패킷이 상대적으로 매우 짧은 시간 동안 비주기적으로 수신되는 특징을 갖고 있으므로 에너지 검파방식의 센싱시간과 비교하여 버스트 신호의 길이(τ_b)가 상대적으로 매우 짧아 전체 에너지 샘플 중 버스트 신호의 에너지 샘플 수($|N_b|=f_s\tau_b$)가 차지하는 비율이 매우 낮다. 식 (1)과 (2)를 이용하여 τ_s 동안 수집되는 수신 신호의 샘플을 이용한 평균 에너지 값을 다음과 같은 형태로 표현할 수 있다.

$$T = \frac{1}{|N_s|} \left(\sum_{n \in N_s - N_b} |w(n)|^2 + \sum_{m \in N_b} |hx(m) + w(m)|^2 \right) \quad (3)$$

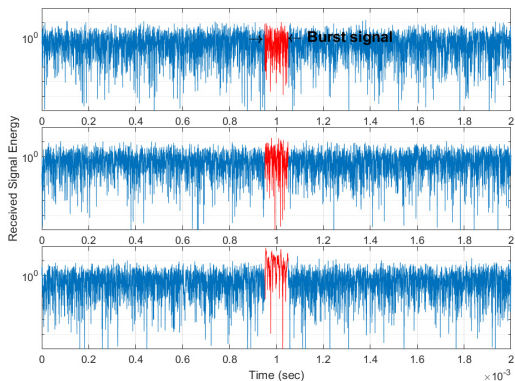


그림 1 SNR에 따른 수신 신호 에너지: -5dB, 0dB, 5dB.
Fig. 1. Received signal energy according to the SNR; -5dB, 0dB, 5dB.

식 (3)을 통하여 알 수 있듯이 $|N_b|$ 가 $|N_s|$ 에 비하여 상대적으로 매우 크고, 수신 신호의 SNR이 낮은 환경에서는 T 값이 매우 작아지게 되어 에너지 검파 방식을 이용한 신호 검출에 매우 큰 어려움이 있다.

III. RP 알고리즘 기반 신호검파

RP 알고리즘은 2차원에 데이터 값의 회귀를 표현함으로써 m -차원 위상 공간 궤도를 탐색하는 것을 목표로 하는 시각화 알고리즘이다^[7]. 그림 2는 본 논문에서 사용한 Const-RP, ReLU-RP 그리고 Bin-RP 알고리즘을 이용한 수신 신호의 이미지를 나타낸다. Const-RP 알고리즘은 문턱 값 (threshold, ϵ)을 사용하지 않는 RP 방식이며, 이때 각 셀은 위상 공간에서 두 상태(state)사이의 실제 거리를 표현한다. ReLU-RP는 식 (4)와 같이 ReLU 함수를 이용하여 두 상태 사이의 거리 값이 정해진 ϵ 이상일 경우에만 셀에 표현하며 그보다 작은 값은 0으로 셀에 표기한다.

$$R_{i,j} = \begin{cases} D & \dots \text{ if } D = \text{dist}(s_i, s_j) \geq \epsilon \\ 0 & \dots \text{ otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

이때 ϵ 이 너무 작을 경우 ReLU-RP와 Const-RP의 결과가 비슷해질 수 있으며, 반대로 너무 클 경우 ReLU-RP의 셀 값이 대부분 0이 될 수 있기 때문에 적절한 ϵ 값을 정해야 한다. Bin-RP는 D 가 ϵ 보다 클 경우엔 1, 그렇지 않으면 0으로 셀 값을 정한다.

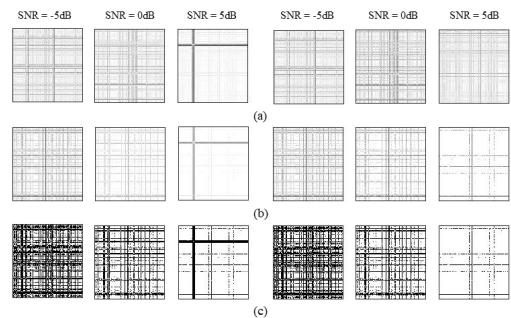


그림 2. 세 개의 RP 알고리즘을(좌: 버스트 신호 존재, 우: 버스트 신호 비존재) 이용한 SNR에 따른 수신 신호 에너지 이미지화: (a) Const-RP; (b) ReLU-RP; (c) Bin-RP
Fig. 2. Three types of RPs produced from received signals according to the SNR (left: burst signal present, right: no burst signal): (a) Const-RP; (b) ReLU-RP; (c) Bin-RP

IV. 모의실험 결과

모의실험을 위해 실험 환경은 표 1과 같이 설정 하였으며 수신 신호의 이미지화를 위해 RP 알고리즘에서 사용된 ϵ 값은 실험적인 방법으로 SNR에 따라 서로 다른 값을 정하였다 (1.4167, 2.4118, 5.5847). 그림 2는 각각 SNR이 -5dB, 0dB 그리고 5dB인 환경에서 동일한 ϵ 를 이용하여 세 가지

RP 알고리즘을 이용하여 수신 신호의 에너지를 이미지화 시킨 그림이다. 그림 3은 모의실험에서 사용된 CNN 모델의 구조를 나타낸다. CNN 모델은 그림 2와 같이 변환 이미지를 입력으로 받으며 총 3개의 convolution layer를 통해 feature map을 학습하고 마지막에 fully connection layer에서 버스트 신호의 존재 유무를 분류하게 된다. 학습에 사용된 데이터 셋은 표 1의 SNR에 따라 1,000개씩 총 3,000개의 수신 신호 데이터를 생성하였으며, 이때 생성한 신호 데이터의 H_1 과 H_0 의 비율은 동일하며 데이터 셋 중 75%를 학습데이터로, 그리고 나머지 25%를 테스트 셋으로 이용하였다. 해당 데이터를 RP 알고리즘에 따라 각각 이미지 변환하여 CNN 모델의 학습 데이터 셋으로 사용하였다. 그림 4와 표 2는 위의 실험 조건으로 진행된 모의실험의 성능 (정확도, 정밀도, 재현율, F-score)을 나타낸다. 동일한 조건의 모의실험 환경에서 기존의 에너지 검파 방식을 이용한 모의실험 성능은 정확도가 0.5로 나왔으며, 해당 수치는 신호 검출 성능에서 가장 낮은 수치이다. 다만 제한한 알고리즘의 복잡도가 $O(n^2)$ 으로 에너지 검파 방식의 복잡도 $O(n)$ 에 비해 크며 이에 따라 시간 복잡도도 상대적으로 크게 높다는 단점이 있다. 표 2를 통해 제한한 RP 알고리즘 중 Bin-RP 알고리즘이 재현율을 제외하곤 모든 척도에서 성능이 제일 우수함을 알 수 있다. 학습 및 시뮬레이션에 사용된 데이터 셋의 데이터 바이어스를 고려하여 재현율과 정밀도의 trade-off를 반영한 F-score 수치 또한 Bin-RP 알고리즘이 ReLU-RP에 비해 근소하지만 조금 더 우수한 성능을 보임을 알 수 있다.

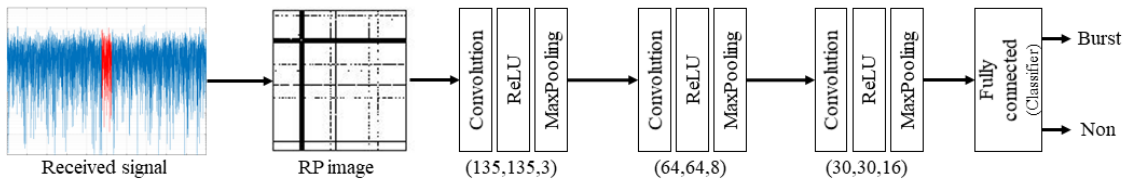


그림 3. 버스트 신호 검출을 위한 RP알고리즘과 CNN 구조.
Fig. 3. The CNN architecture for detecting burst signal with RP algorithm.

표 1. 모의실험 변수 설정 값
Table 1. Parameter values for simulation

| Simulation parameters | Value |
|---|-------------|
| the sampling frequency (f_s) | 2MHz |
| the sensing duration (τ_s) | 2ms |
| the symbol duration for burst signal (τ_b) | 100 μ s |
| SNR | -5, 0, 5 dB |

표 2. 알고리즘에 따른 버스트 신호 검출 성능.
Table 2. Burst signal detection performances according to the algorithm.

| Feature | Recurrence plot | | |
|-----------|-----------------|-----------------|-----------------|
| | Cont-RP | ReLU-RP | Bin-RP |
| Model | CNN | | |
| Accuracy | 0.81 \pm 0.02 | 0.86 \pm 0.02 | 0.87 \pm 0.02 |
| Precision | 0.80 \pm 0.02 | 0.90 \pm 0.02 | 0.89 \pm 0.02 |
| Recall | 0.82 \pm 0.02 | 0.83 \pm 0.02 | 0.86 \pm 0.02 |
| F-score | 0.81 \pm 0.02 | 0.86 \pm 0.01 | 0.87 \pm 0.02 |

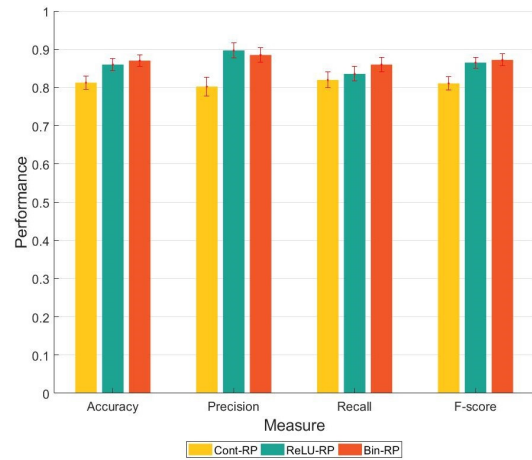


그림 4. 알고리즘에 따른 버스트 신호 검출 성능 비교
Fig. 4. Comparison of the burst signal detection performance according to the algorithm

V. 결 론

본 논문은 RP 알고리즘 기반의 버스트 신호의 이 미지화 및 CNN 모델을 이용하여 버스트 신호 검출 방법을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 기존의 에너지 검파방식과 비교하여 수신 신호의 길이가 센싱 시간 보다 매우 짧은 환경에서도 우수한 신호 검출 성능을 보임을 확인하였다. 향후 연구과제로는 센싱 시간 대비 신호의 길이를 고려한 RP 알고리즘의 문턱 값의 최적화 연구가 필요하다.

References

- [1] K. W. Choi and E. Hossain, "Opportunity access to spectrum holes between packet bursts: A learning-based approach," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 10, no. 8, pp. 2497-2509, Aug. 2011.
- [2] S. Atapattu, C. Tellambura, and H. Jiang, *Energy Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio*, Springer, pp. 11-27, 2014.
- [3] G. Durisi, T. Koch, J. Ostman, Y. Polyanskiy, and W. Yang, "Short-packet communications over multiple-antenna Rayleigh-Fading channels," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 64, no. 2, pp. 618-629, Feb. 2016.
- [4] F. Schaich, T. Wild, and Y. Chen, "Waveform contenders for 5G - Suitability for short packet and low latency transmissions," in *Proc. IEEE 79th Veh. Technol. Conf.*, pp. 1-5, Seoul, South Korea, May 2014.
- [5] J. Wang, P. Liu, M. She, S. Nahavandi, and A. Kouzani, "Bag-of-words representation for biomedical time series classification," *Biomed. Sign. Process. and Control*, vol. 8, no. 6, pp. 634-644, 2013.
- [6] K. K. Kang and S. J. Yoo, "Efficient spectrum sensing based on evolutionary game theory in cognitive radio networks," *J. KICS*, vol. 39, no. 11, pp. 790-802, 2014.
- [7] J. Eckmann, S. Kamphorst, and D. Ruelle, "Recurrence plots of dynamical systems," *EPL (Europhysics Lett.)*, vol. 4, no. 9, p. 973, 1987.