

<https://doi.org/10.7236/JIIBC.2022.22.4.29>
JIIBC 2022-4-5

딥러닝 기반 전력선 통신 시스템의 임펄시브 잡음 제거 기법

Cancellation Scheme of impulsive Noise based on Deep Learning in Power Line Communication System

서성일*

Sung-Il Seo*

요약 본 논문은 스마트 그리드를 위한 전력선 통신 시스템에서 데이터 신뢰성을 향상시키는 딥러닝 기반의 사전 간섭 제거 알고리즘에 대해 연구하였다. 본 논문에서 제안한 기법은 딥러닝 기술을 적용하여 채널에서 발생하는 임펄시브 잡음을 예측하여 제거하는 기술로서 송신단에서 딥러닝에 의해 학습된 잡음들을 활용하여 효과적으로 잡음을 제거함으로써 신호의 품질을 향상시킬 수 있다. 딥러닝 기술의 잡음 예측 정확도를 향상시키기 위해 기존의 잡음 형태를 데이터베이스화하여 활용하였다. 채널 모델로서 Middleton Class A 간섭 모델을 사용하였고, 비트 오류율을 평가하여 성능을 검증하였다. 모의실험을 통해 간섭 제거 기법이 적용된 시스템 모델과 이론적인 모델의 비트오류율을 비교하여 제안하는 시스템이 잡음을 효과적으로 제거하여 신호의 품질 성능을 향상시킬 수 있음을 확인하였다. 제안한 시스템 모델은 전력선 통신뿐만 아니라 일반적인 통신 시스템에서도 신호의 품질을 향상시킬 수 있도록 다양하게 적용이 가능하다.

Abstract In this paper, we propose the deep learning based pre interference cancellation scheme algorithm for power line communication (PLC) systems in smart grid. The proposed scheme estimates the channel noise information by applying a deep learning model at the transmitter. Then, the estimated channel noise is updated in database. In the modulator, the channel noise which reduces the power line communication performance is effectively removed through interference cancellation technique. As an impulsive noise model, Middleton Class A interference model was employed. The performance is evaluated in terms of bit error rate (BER). From the simulation results, it is confirmed that the proposed scheme has better BER performance compared to the theoretical model based on additive white Gaussian noise. As a result, the proposed interference cancellation with deep learning improves the signal quality of PLC systems by effectively removing the channel noise. The results of the paper can be applied to PLC for smart grid and general communication systems.

Key Words : Power Line Communication, Smart Grid System, Interference Cancellation, Impulsive Noise, Deep Learning, Channel Estimation

*중신회원, 호남대학교 전기공학과
접수일자 2022년 7월 6일, 수정완료 2022년 7월 31일
게재확정일자 2022년 8월 5일

Received: 6 July, 2022 / Revised: 31 July, 2022 /

Accepted: 5 August, 2022

*Corresponding Author: siseo@honam.ac.kr

Dept. of Electrical Engineering, Honam University, Korea

I. 서 론

스마트 그리드는 IT (Information Technology) 기술을 접목하여 전력망의 효율성, 신뢰성, 유연성을 향상시키는 것을 목적으로 연구가 활발히 진행되고 있으며, 국가 산업의 한 부분으로 그에 대한 관심 또한 매우 크다. 스마트 그리드 산업에서 통신 분야는 중요한 부분을 차지하고 있으며, 가장 잠재력이 큰 통신 기술로서 전력선 통신 (PLC, Power Line Communication)에 대한 논의가 활발히 이루어지고 있다. 전력선 통신은 이미 설치되어 있는 전력선을 이용하여 데이터를 전송하는 기술로, 기존의 인프라를 그대로 사용하기 때문에 설치비용이 타 기술들에 비해 상대적으로 저렴하고, 전기를 이용할 수 있는 모든 지점에서 플러그를 꽂기만 하면 손쉽게 인터넷 및 홈 네트워크, 멀티미디어 서비스를 이용할 수 있다는 장점을 가지고 있다^[1]. 또한, 전기를 이용하는 모든 곳을 네트워크로 연결할 수 있어, 전국적인 네트워크 형성이 용이하며 기존의 전력망이 가지고 있는 견고한 특성이 그대로 적용된다. 하지만 전력선 통신은 네트워크상에서 무작위로 발생하는 스위치 동작에 의해 발생하는 잡음으로 인해 데이터 전송에 매우 열악한 환경을 갖고 있다. 비동기 임펄스 잡음으로 인하여 일정 구간의 데이터가 모두 날아가 버리는 버스트 (Burst) 오류가 발생할 수 있고, 네트워크에 연결된 장치들과 전력선 간의 서로 다른 임피던스로부터 임피던스 부정합에 의해 반사파가 발생함으로써 신호의 손실 및 지연이 일어나게 되는 다중 경로 페이딩 채널 특성을 띠게 된다. 이는 심벌 간 간섭 (ISI, Inter Symbol Interference)을 야기하여 시스템 성능을 저하 시킨다^[2,3]. 위와 같은 문제점을 해결하기 위해서 직교 주파수 분할 다중 (OFDM, Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 기법을 적용하여 주파수 선택적 페이딩 환경에서 ISI 억제 효과를 얻고 있지만, 시스템이 복잡해지고 잡음 및 간섭의 소스원이 다양해짐에 따라 성능의 열화는 불가피하게 된다. 전력선 통신을 사용하는 건물은 기본적으로 고정형 디바이스를 통해 네트워크가 형성되기 때문에, 잡음의 발생 시기는 불확실하지만, 잡음 소스의 형태는 예측이 가능한 특징을 갖는다.

이와 같은 특징을 기반으로, 본 논문에서는 다양한 상황에서 발생하는 잡음에 대응할 수 있는 딥러닝 기반 사전 간섭 제거 기법을 적용하여, 신호의 QoS (Quality of Service)를 향상시킬 수 있는 방법을 제안한다. 제안된 기법은 각각의 디바이스에서 발생하는 잡음 소스원의 형

태 및 크기를 데이터베이스화 하여, 데이터 전송 시에 잡음의 영향성을 고려하여 신호처리를 하는 기법이다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 제 II장에서는 제안된 전력선 통신 채널 모델을 소개하고, 제 III장에서 딥러닝 기반 사전 간섭 제거 기법이 적용된 시스템에 대해 설명한다. 제 IV장에서는 실험을 통해 성능을 분석하고, 마지막으로 V장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 전력선 통신 채널 모델

그림 1은 전력선 통신의 서비스 개요를 나타내며, 다수의 기기들이 전력선을 이용하여 네트워크로 연결되어 있다. 이와 같은 환경에서 실내 전력선 채널은 통신을 목적으로 설계되지 않았기 때문에 채널 특성이 주파수, 시간, 위치에 따라서 다양하게 나타나며 이에 따라 전력선 채널을 시간에 따라 변하는 주파수 선택적인 채널로 모델링할 수 있다^[4]. 고속 전력선 통신 설계를 위해서는 실내 전력선 채널의 광대역 채널 충격 응답을 얻어야 하며, 일반적으로 파일럿 신호를 이용하여 채널의 다중경로 특성을 구해낼 수 있다. 잡음 모델의 경우 AWGN (Additive White Gaussian Noise)을 가정하고, 송수신기의 성능을 분석한다. 그러나 전력선 통신의 경우 전력선을 이용해서 통신 디바이스에 전력을 공급하므로 다른 여러 가지 잡음들이 존재하게 된다.

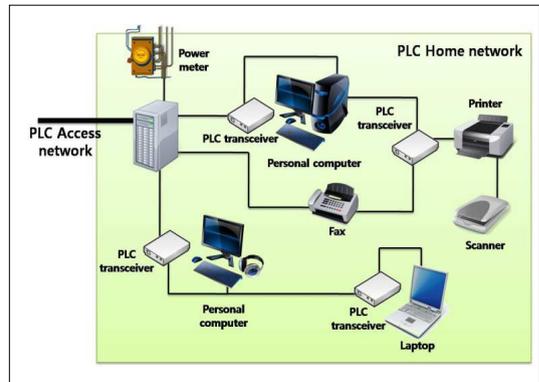


그림 1. 전력선 통신 서비스 개요

Fig. 1. Service of power line communications

일반적으로 그림 2에서와 같이 전력선 채널에 존재하는 잡음은 다음과 같이 분류할 수 있다^[5].

- 1) 임펄스 잡음 : 전자 디바이스의 스위치 작동 시,

기기 내부의 요인으로 인해 발생하게 되며, 짧은 시간 동안 방해 신호를 만들어내게 되어서 고속 통신을 방해하게 된다. 전력 주파수에 동기된 주기적 임펄시브 잡음과 전력 주파수에 동기 되지 않은 비주기적 임펄시브 잡음으로 분류할 수 있다.

- 2) 협대역 잡음 : 진폭 변조된 연속적인 전파 신호들로 구성되어 있으며, 0~30 MHz 대역을 같이 사용하는 무선 신호로부터 인가된다.
- 3) 컬러드 잡음 : 주파수에 따라 다른 잡음 전력을 갖는 특성을 보인다. 일반적으로 사용되는 AWGN과는 달리 주파수에 따라 특성이 다르게 모델링이 가능하다.

전력선 통신의 잡음은 크게 주기성 잡음과 비주기성 잡음으로 나눌 수 있으며, 랜덤하게 변하는 비주기성 잡음으로 인해 하나의 모델로 간소화시키기가 어렵게 된다. 본 논문에서는 수신 신호의 채널 환경이 백색 잡음(White Noise)과 주기성을 가지는 임펄시브 잡음만이 존재한다고 가정하므로 수신 신호는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$r(t) = s(t) + n(t), \quad (1)$$

$$n(t) = n_w(t) + n_i(t). \quad (2)$$

여기서, $s(t)$ 는 송신신호, $r(t)$ 는 수신신호, $n(t)$ 는 잡음신호, $n_w(t)$ 는 백색 잡음, $n_i(t)$ 는 임펄시브 잡음을 나타낸다.

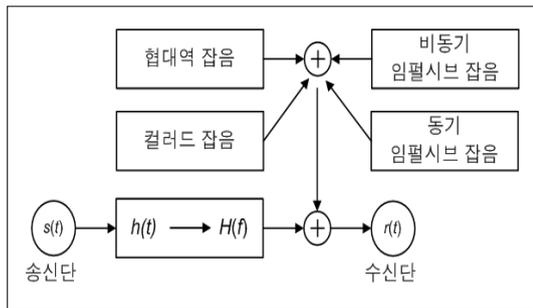


그림 2. 다중경로 시나리오
 Fig. 2. Multipath scenario

III. 딥러닝 기반 사전 간섭 제거 기법

그림 3은 딥러닝에 의해 모델링된 잡음을 이용한 사전 간섭 제거 기법의 블록도를 나타낸다. 고정된 디바이스

로부터 발생하는 잡음을 딥러닝 프로세스를 통해 최적화된 잡음 모델을 유추하여 데이터베이스에 저장하게 된다. 송신단에서는 미리 최적화된 잡음 모델을 고려하여 데이터를 전송함으로써 채널에서 발생하는 잡음에 대응할 수 있게 된다. 본 논문에서는 딥러닝 뉴럴 네트워크(Neural Network)를 적용하여 학습을 수행하였으며, 아담 최적화 알고리즘을 활용하여 손실 함수를 최소화하였다^[6,7,8]. 제안된 시스템은 각 디바이스에서 발생하는 잡음을 데이터베이스에 저장한 후, 사전 간섭 제거 방식을 통해 채널로부터 발생하는 잡음을 제거하여 원 신호를 복조하는 시스템이다. 본 논문에서는 유한한 시나리오를 가지는 임펄시브 환경의 렉션 통신 시스템을 가정한다. 먼저 잡음을 모델링하는 단계에서는 파일럿 신호를 통해 전력선 채널 및 임펄시브 노이즈의 특성을 파악하게 된다. 학습이 완료되면 통신 시나리오에 따라 데이터 송신 시에 사전에 역위상을 가지는 잡음을 더해 전송한다. 수신단에서는 잡음이 고려된 신호로 인해 채널의 영향성이 적은 신호를 수신할 수 있게 된다. 최종적으로 수신되는 신호는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$r(t) = r'(t) + n(t), \quad (3)$$

$$= s'(t) - n'(t) + n(t),$$

$$= s'(t) \pm e(t).$$

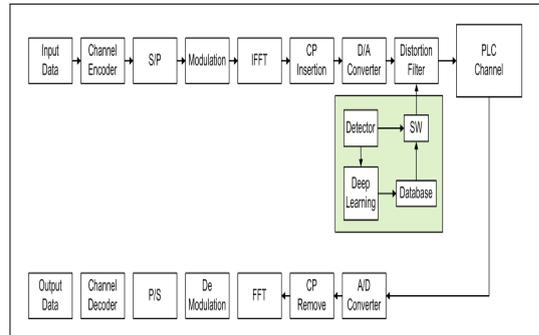


그림 3. 딥러닝 기반 사전 간섭 제거 기법
 Fig. 3. Deep learning based pre-interference cancellation

여기서, $e(t)$ 는 잡음 오류를 나타낸다. 제안된 방식은 잡음이 발생할 경우, 중간 과정 없이 바로 대응이 가능하기 때문에 고속 전력선 통신에서 끊임 없는 데이터 서비스를 보장해 줄 수 있다.

만약 딥러닝 프로세스를 통해 학습된 잡음 모델의 데이터베이스가 정확하다면, 복조를 통해 나온 데이터에서는 손실이 거의 존재하지 않을 것이다. 하지만, 실제로는

딥러닝 모델의 학습 정확도가 완벽하지 않기 때문에 신호의 품질이 좋은 상황에서는 오히려 잡음을 예측하기 어렵게 되어, 잡음의 크기가 더욱 커지게 된다. 이에 따라 본 논문에서는 SNR (Signal to Noise Ratio)이 낮은 경우에는 간섭 제거 프로세스를 동작하여 잡음을 제거하고, SNR이 높은 경우에는 잡음의 영향성은 미비하기 때문에 잡음 제거 필터를 동작하지 않는 적응형 구조를 적용하였다.

IV. 실험 및 결과

이번 장에서는 전력선 통신 시스템에서 딥러닝 기반 사전 간섭 제거 기법의 성능을 모의실험을 통해 분석한다. 변복조 방식으로는 위상 편이 변조 (PSK, Phase Shift Keying)를 적용하여 시뮬레이션을 진행하였다.

딥러닝 모델에서는 최적의 뉴런 개수를 경험을 토대로 반복적인 학습을 통해 최적의 모델을 찾아가게 된다. 본 논문에서 적용한 딥러닝 모델의 학습 정확도는 약 98%에 수렴하는 모델을 적용하였으며, 데이터 셋을 반복적으로 학습시킬수록 정확도가 증가하게 된다. 그림 4는 QPSK (Quadrature Phase Shift Keying) 변복조 방식에 대해 제안한 시스템 모델을 적용시켜 시뮬레이션을 진행하여 얻은 BER (Bit Error Rate) 그래프를 나타낸다. 시뮬레이션 결과, 사전 간섭 제거 기법이 적용된 시스템 모델의 BER 성능이 향상되었다는 것을 확인할 수 있다. SNR이 작은 경우에는 기존 대비 BER 성능이 향상되는 것을 확인했다. SNR 큰 경우에는 앞에서 언급했듯

이 성능이 향상되지 않고 오히려 열화가 발생하는 현상이 발생하게 된다. 이는 딥러닝 모델로 획득한 데이터베이스의 정확도가 완벽하지 않기 때문에 잡음 예측에서 오차가 발생했으며, SNR이 큰 경우에는 잡음의 세기가 상대적으로 작기 때문에 값을 예측하기 어려워 잡음이 오히려 에러를 발생하는 원인으로 작용하였다.

적응형 간섭 제거 기법의 경우에 이를 보완할 수 있으며, 가장 최적화된 BER 성능을 나타냈으며 신호의 세기가 낮은 환경에서도 품질 좋은 통신 서비스를 제공할 수 있다.

V. 결론

본 논문은 전력선 통신에서 딥러닝 기술을 이용하여 사전에 잡음의 영향성을 반영하여 신호를 전송함으로써 임펄시브 잡음으로 인해 발생하는 오류를 제거하여 통신 성능을 향상시키는 시스템 모델을 제안하였다. 딥러닝 프로세스의 예측 오류를 보완하기 위해 신호의 세기에 따라 적응형으로 동작되는 시스템을 통하여 최적화된 성능을 나타냈다. 시뮬레이션을 통해 제안된 시스템의 성능을 검증하였고 기존의 잡음이 있을 때의 이론적인 결과보다 향상된 결과가 나왔으며, 특히 신호의 세기가 작은 경우에 신호 품질이 좋은 성능을 나타내어 끊임 없는 통신 서비스 제공을 가능하게 했다. 또한, 딥러닝 프로세스의 정확도를 향상시키기 위해서 보다 많은 데이터를 수집하고 학습시킨다면 간섭 제거 성능은 더욱 더 향상될 것이다. 제안한 시스템 모델은 전력선 통신뿐만 아니라 일반적인 통신 시스템에서도 신호의 품질을 향상시킬 수 있도록 다양하게 적용이 가능하다.

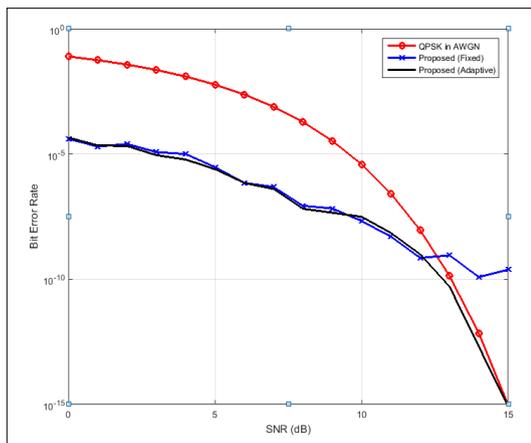


그림 4. 시뮬레이션 결과
Fig. 4. Simulation result

References

- [1] M. S. Yousuf, M. El-Shafei, "Power line communications: an overview - part 1," in proc. of 4th Conf. Innovations in Inf. Technol. '07, pp. 218-222, Nov. 1996. DOI: <https://doi.org/10.1109/IIT.2007.4430363>
- [2] M. Zimmermann, K. Dostert, "Analysis and modeling of impulsive noise in broad band powerline communications," IEEE Trans. on Electromagnetic Compatibility, Vol. 44, No. 1, pp. 249-258, Feb. 2002. DOI: <https://doi.org/10.1109/15.990732>
- [3] S. Kim, T. Jeon, "Effect of Interference from DC

power supply on power line communication channel ,” The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication (IIBC), Vol. 14, No. 5, pp. 111-115, Oct. 2014.
DOI: <https://doi.org/10.7236/IIBC.2014.14.5.111>

- [4] F. J. Canete, J. A. Cortes, L. Diez, J. T. Entrambasaguas, “Modeling and evaluation of the indoor power line transmission medium,” IEEE Comm. Mag. Vol. 41, No. 4, pp. 41-47, Apr. 2003.
DOI: <https://doi.org/10.1109/MCOM.2003.1193973>
- [5] L. T. Tang, P. L. So, E. Gunawan, Y. L. Guan, S. Chen, T. T. Lie, “Characterization and modeling of in-building power lines for high-speed data transmission,” IEEE Trans. Power Delivery, Vol. 18, pp. 69-77, Jan. 2003.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TPWRD.2002.803796>
- [6] H. Ye, G. Y. Li, B. H. Juang, “Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems,” IEEE Wireless Communications Letters, Vol. 7, No. 1, pp. 114-117, Feb. 2018.
DOI: <https://doi.org/10.1109/LWC.2017.2757490>
- [7] Y. Kim, S. Lee, Y. Kwon, “Proposal of step-by-step optimized campus power forecast model using CNN-LSTM deep learning ,” Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society(JKAIS), Vol. 21, No. 10, pp. 8-15, Oct. 2020.
DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2020.21.10.8>
- [8] C. B. Kim, “Deep learning model for prediction rate improvement of weather data using parallel merge structure,” The Journal of KIIT, Vol. 20, No. 4, pp. 131-140, Apr. 2022.
DOI: <https://doi.org/10.14801/jkiit.2022.20.4.131>

저 자 소 개

서 성 일(중신회원)



- 1990년 : 연세대학교 전자공학과 학사
- 1992년 : 서울대학교 전자공학과 석사
- 2014년 : 광운대학교 전파공학과 공학 박사
- 1992년 ~ 2007년 : 삼성전자 책임연구원
- 2007년 ~ 2009년 : 한국정보통신산업진흥원 수석

- 2010년 ~ 2013년 : 인트로메딕 이사
- 2013년 ~ 현재 : 호남대학교 전기공학과 교수
- 주관심분야 : 스마트그리드, 유무선통신, 디지털시스템 등

※ 이 논문은 2021년도 호남대학교 학술연구비 지원을 받아 연구되었음