JKIICE

Short Paper

한국정보통신학회논문지 Vol. 25 No. 2: 327~329, Feb. 2021

천해 음향 통신에서 이미지 향상을 위한 디노이징 오토인코더의 성능 평가

Performance of Denoising Autoencoder for Enhancing Image in Shallow Water Acoustic Communication

Hyun-Soo Jeong[1] · Chae-Hui Lee[1] · Ji-Hyun Park[2] · Kyu-Chil Park[3*]

[1]Graduate Student, Department of Information and Communications Engineering, Pukyong National University, Busan, 48513, Korea
[2]Associate Research Engineer, Institute of Acoustic and Vibration Engineering, Pukyong National University, Busan, 48513, Korea
[3*]Professor, Department of Information and Communications Engineering, Pukyong National University, Busan, 48513, Korea

ABSTRACT

Underwater acoustic communication channel is influenced by environmental parameters such as multipath, background noise and scattering. Therefore, a transmitted signal is influenced by the sea surface and the sea bottom boundaries, and a received signal shows a delay spread. These factors create a noise in the image and degrade the quality of underwater acoustic communication. To solve these problems, in this paper, we evaluate the performance of an underwater acoustic communication model using a denoising auto-encoder used for unsupervised learning. Noise images generated by the underwater multipath channel were collected and used as training data. Experimental results were analyzed as a PSNR parameter that expressed the noise ratio of the two images.

Keywords : Underwater acoustic communication, Shallow water, Multipath channel, Denoising autoencoder

Ⅰ. 서 론

수중 음향 통신에서 주로 사용되는 음파는 전달 과정에서 다양한 환경 변수로 인해 왜곡이 발생한다. 특히 천해 환경에서는 해수면 및 해저면에 신호가 반사되어 다양한 신호 경로가 형성이 된다[1]. 수중 음향 통신에서의 다중 경로는 신호의 지연 확산으로 인접 심볼 간 간섭(Inter-Symbol Interference, ISI)을 발생시키며, 이는 통신 성능을 저하시키는 주요 요인이다[2]. 이를 완화하기 위한 방법으로 등화기 기법, 시역전 기법, 위상 추정 기법, 공간 다이버시티 등이 연구되고 있다[3-4]. 하지만 수중 환경에서 시공간적으로 변화하는 채널의 다양성으로 정확한 모델을 구현하기에는 어려움이 있다.

본 논문에서는 딥러닝 학습을 적용하여 수중 채널의 다양성으로 인한 문제점을 해결하고자 한다. 저하된 통신 성능으로 생긴 노이즈를 제거하기 위하여 딥러닝 기반의 디노이징 오토인코더 방법을 제안한다.

Ⅱ. 관련 이론 및 실험

2.1. 수중 채널 특성

수중에서 음파의 다중 경로 신호는 각각 서로 다른 시간과 경로 손실을 갖게 되어 직접파와 간접파로 이루어진다. 신호가 수신에 도달하게 될 때의 채널 임펄스 응답은 식 (1)과 같이 표현할 수 있다[5]. 본 논문에서는 직접파를 포함한 총 반사 횟수가 1회, 2회, 3회인 총 7개의 신호를 가지는 수중 다중 경로 모의 채널을 구성하였다. 이때 α_i는 i번째의 다중 경로 신호의 크기를, τ_i는 i번째 다중 경로의 지연 시간을 의미한다.

$$h(t) = \sum_{i=0}^{N} \alpha_i \delta(t - \tau_i) \tag{1}$$

Received 10 December 2020, **Revised** 11 January 2021, **Accepted** 26 January 2021

*** Corresponding Author** Kyu-Chil Park(E-mail: kcpark@pknu.ac.kr, Tel:+82-51-629-6237)
Professor, Department of Information and Communication Engineering, Pukyong National University, Busan, 48513 Korea

Open Access http://doi.org/10.6109/jkiice.2020.25.2.327 print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

2.2. 디노이징 오토인코더

오토인코더(Autoencoder, AE)는 신호 잡음을 무시하도록 네트워크를 훈련시키는 비지도 학습 방법이다. 히든 레이어의 노드의 수에 따라, 층의 수에 따라 다양한 종류의 오토인코더가 존재한다. 이중 디노이징 오토인코더(Denoising AE, DAE)는 입력 층에서 히든 레이어로 갈 때 신호의 노이즈를 추가하여 원래의 손상되지 않는 신호를 재구성하는 방식이다[6-7]. 원 신호와 출력 신호의 차이를 최소화하는 것이 목표이다. 신경망 기반인 디노이징 오토인코더는 인코더와 디코더로 구성되며, 이는 식 (2)와 (3)과 같이 표현할 수 있다. 이 때 $\tilde{x}$는 원 신호 x에 노이즈가 추가된 신호를 의미한다.

$$y = f_\theta(\tilde{x}) = f(\mathbb{W}\tilde{x} + b) \tag{2}$$

$$z = g_\theta(y) \tag{3}$$

학습 과정을 통해 재구성되는 입력과 출력의 차이를 재구성 손실(Reconstruction loss)이라고 하며, 이를 최소화하여 최대한 원 신호와 가깝게 구현하고자 한다. 이를 식 (4)와 같이 표현할 수 있다.

$$L = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - f_\theta(g_\theta(\tilde{x}_i)))^2 \tag{4}$$

2.3. 실험 및 결과

그림 1은 수중 모의실험의 구성도로 송신기의 수심은 7m, 수신기의 수심은 10m, 거리는 100m로 실험하였다. 변복조 방식은 QPSK 방식으로, 캐리어 주파수는 16kHz, 샘플링 주파수는 128kHz를 사용하였으며, 그레이스케일 64×64 Lena 이미지 32,768bits를 송신하였다.

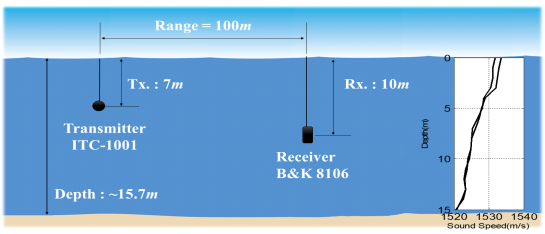

Fig. 1 Experimental configuration

그림 2는 각각의 채널 특성 응답과 주파수 스펙트럼으로, 직접파를 포함하여 총 7개의 고유 음선으로 실험하였다. 다중경로로 인한 지연확산으로 페이딩 현상이 일어났으며, 이는 영상 정보를 전송하는 과정에서 왜곡이 발생했음을 알 수 있다.

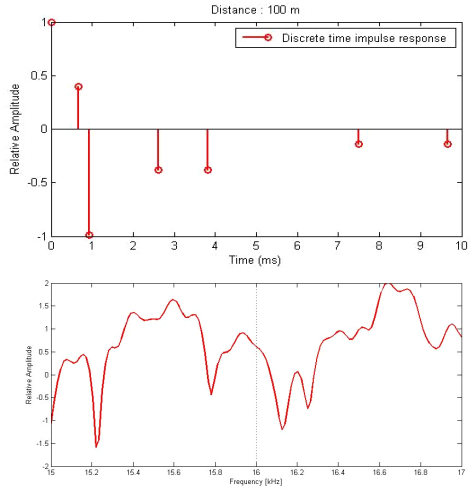

Fig. 2 Discrete channel impulse response and frequency spectrum

다중 경로로 인해 발생한 왜곡된 영상들을 수집하여 실험 데이터로 사용하였으며, 학습 데이터와 테스트 데이터로 구분하였다. 인코더와 디코더의 노드의 개수가 같은 기본 형태의 디노이징 오토인코더 모델을 사용하였으며, 인코더에는 ReLu 함수를, 디코더에는 Sigmoid 함수를 사용하였고 100 epoch 동안 모델을 학습시켜 Loss를 최소화하였다. 총 학습 데이터는 100장으로, 10장의 테스트 데이터를 통해 나타난 결과를 두 영상의 노이즈 비율을 수치로 표현하는 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio) 파라미터로 분석하였다. 두 영상 간의 PSNR을 구하는 방법은 식 (5)와 (6)과 같다.

$$MSE = \frac{1}{m \times n}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}(I_{ij} - K_{ij})^2 \tag{5}$$

$$PSNR = 10\log_{10}\left(\frac{255^2}{MSE}\right) \tag{6}$$

(a) (b) (c)

Fig. 3 Experimental results

그림 3의 (a)는 64×64의 원 영상, (b)는 테스트 영상 중 하나로, 원 영상과의 PSNR이 평균 30.2219[dB]로 나타났다. 이를 디노이징 오토인코더 모델로 학습시킨 결과는 (c)와 같다. 육안으로 보더라도 다중 경로로 인해 발생한 노이즈가 제거되었음을 알 수 있으며, 원 영상과의 PSNR은 평균 32.8249[dB]로 약 2.6[dB] 개선되었다.

Ⅲ. 결 론

본 논문에서는 수중 다중 경로 채널을 통과하여 발생되는 신호의 노이즈를 제거하기 위해 디노이징 오토인코더 모델을 적용하였다. 학습 데이터 100장, 테스트 데이터는 10장으로 실험을 실시하였으며, 영상 품질이 원 영상과 가깝게 약 2.6[dB] 개선되었음을 알 수 있었다. 향후 송수신기와의 거리를 다르게 하였을 때, 전송 속도의 변화를 주었을 때 등의 다양한 실험을 통하여 테스트 데이터를 수집하고자 한다. 또한 천해 환경에서의 다중 경로로부터 좀 더 강인한 모델을 구현하기 위해 각 해양 채널 특성에 따른 데이터들을 학습하여 각 단계에서의 학습결과를 제시하고자 한다. 다양한 실험 과정들을 통하여 앞으로 수중 통신 성능 향상 연구에 도움이 될 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by a Research Grant of Pukyong National University(2019)

REFERENCES

[1] K. C. Park, J. Park, S. W. Lee, J. W. Jung, J. Shin, and J. R. Yoon, “Performance evaluation of underwater acoustic communication in frequency selective shallow water,” *Journal of Acoustical Society of Korea*, vol. 32, no. 2, pp. 95-103, Feb. 2013.

[2] X. Dandan, C. Seo, J. Park, and J. R. Yoon, “Impact of surface scattering on performance of QPSK,” *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 18, no. 8, pp. 1818-1826, Aug. 2014.

[3] J. Kim, J. Park, M. Bae, K. Park, and J. R. Yoon, “Effect of frequency dependent multipath fading on non-coherent underwater communication system,” *Journal of Acoustical Society of Korea*, vol. 35, no. 4, pp. 295-302, Jul. 2016.

[4] H. Lee, J. Kang, J. Ahn, and J. Chung, “Performance Analysis of UWA Communication System by Diversity in UWA Channel,” *The Journal of the Convergence on Culture Technology (JCCT)*, vol. 3, no. 4, pp. 191-198, Nov. 2017.

[5] K. C. Park, H. Jeong, and J. Park, “Performance evaluation of a modified waveform shaping filter for the underwater acoustic communication,” *Journal of Acoustical Society of Korea*, vol. 38, no. 1, pp. 114-119, 2019.

[6] T. O’Shea and J. Hoydis, “An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer,” *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, vol. 3, no. 4, pp. 563-575, Dec. 2017.

[7] J. H. Kim and K. R. Bhatele, “Recognition using Cyber bullying in view of Semantic-Enhanced Minimized Auto-Encoder,” *Asia-pacific Journal of Convergent Research Interchange*, vol. 2, no. 4, pp. 7-14, Dec. 2016.