

SEA-Unet v2: 초음파 영상에서의 스펙클 노이즈 제거

이채령, 박지희, 전소연, 최동혁*

건양대학교 의공학부

chaeryounginji / jiheeinji / soyeoninji @gmail.com, *dhchoi@konyang.ac.kr

SEA-Unet v2: Speckle Noise Reduction in Ultrasound Images

Chaeryoung Lee, Jihee Park, Soyeon Jeon, Donghyuk Choi*

Biomedical Engineering, Konyang Univ.

요약

본 논문은 초음파 영상에서 스펙클 노이즈를 효과적으로 제거하고 구조 정보를 보존하기 위해 Sobel 필터 기반 경계 정보 추출과 Attention U-Net 구조를 결합한 SEA-Unet을 제안한다. 기존 U-Net 및 Attention U-Net은 우수한 복원 성능에도 불구하고 파라미터 수와 연산량이 많아 실시간 적용에 한계가 있다. 이를 해결하기 위해 제안 모델은 Sobel 필터를 활용해 경계 정보를 사전 추출하고, 채널 폭 축소와 경량 업샘플링 구조를 통해 연산 효율성을 높였다. 제안 모델은 초음파 영상 데이터셋에서 기존 모델과 유사한 MSE, PSNR, SSIM을 유지하면서 파라미터 수를 약 75% 감소시켰고, ONNX 변환을 통해 모델 크기를 절반 이상 줄이며 처리 속도를 향상시켰다. 이러한 결과는 제안 모델이 경계 정보가 중요한 초음파 영상 복원에 적합하며, 휴대형 초음파 장비나 원격 진단 시스템과 같이 연산 자원이 제한된 환경에서도 실시간 적용이 가능함을 시사한다.

I. 서론

초음파 검사는 방사선 노출이 없으며 비침습적이라는 장점으로 인해 다양한 임상 진단에 활용되고 있다. 그러나 초음파 영상에는 스펙클 노이즈가 빈번하게 발생하여 영상 해상도를 저하시키고, 그 결과 조직 경계와 세부 구조가 흐려져 정확한 진단을 저해한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 기존의 필터 기반 기법과 다양한 딥러닝 모델이 제안되었으나, 일부 모델은 연산량이 많아 실시간 적용에 한계가 있는 것으로 보고되었다[1].

선행연구에서 본 연구팀은 Sobel 필터와 Attention U-Net 구조를 결합한 SEA-Unet 모델을 제안하였으며, 이를 통해 스펙클 노이즈 제거와 구조 정보 보존 성능을 검증하였다[2]. 그러나 해당 연구는 416장 규모의 소규모 데이터셋과 단일 커널 크기(3x3)의 Sobel 필터만을 사용하였기 때문에, 데이터 다양성과 필터 최적화 측면에서 한계가 존재하였다.

본 연구에서는 데이터셋 규모를 6,555장으로 확장하고, Sobel 필터의 커널 크기(3x3, 5x5, 7x7)와 계수 범위를 변화시켜 최적 구성을 탐색하였다. 또한 ONNX 변환을 적용하여 모델 크기를 크게 줄이면서도 성능 저하를 최소화하여, 임상 환경에서의 실시간 적용 가능성을 검증하였다. 이를 통해 제안 모델의 성능을 종합적으로 검증하고, 초음파 영상 품질 향상에 기여할 수 있는 가능성을 평가하였다.

II. 본론

가. 데이터셋 구성

본 연구에서 사용된 초음파 영상 데이터는 Healcerion Co., Ltd.에서 제공받았다. 전체 데이터셋은 총 6,555장으로 구성되었으며, 이를 train 4,289장, valid 1,029장, test 1,237장으로 분할하였다. 정답 영상(ground truth)은 기존 SRI(Speckle Reducing Imaging) 필터를 적용한 결과 영상을 기준으로 구성하였다. 영상의 입력 크기는 기본적으로 256x256으로 설정하였으며, 추가로 원본 초음파 영상의 실제 크기에 가까운 512x512 크

기에서도 학습과 평가를 수행하였다.

나. 제안 모델 구조(SEA-Unet)

제안하는 SEA-Unet은 초음파 영상에서 경계 정보를 정확하게 추출하고, 스펙클 노이즈 제거 과정에서 구조적 정보를 보존하도록 설계되었다. 먼저, 입력 영상에 대해 네 방향(vertical, horizontal, diagonal 1, 2)의 5x5 커널을 적용하여 edge map을 생성하였으며, 그 예시는 그림 1에 제시하였다.

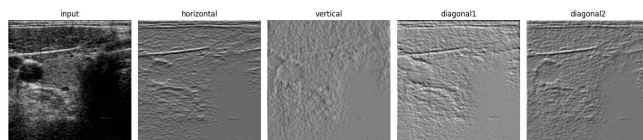
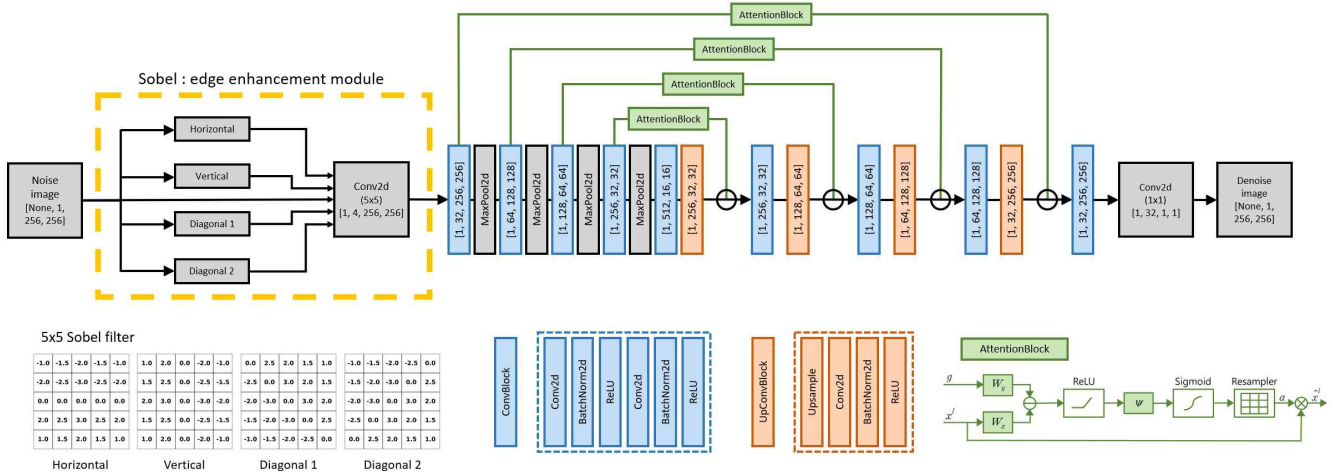


그림 1. 각각의 Filter를 거친 초음파 영상

생성된 네 개의 edge map은 원본 영상과 채널 차원(channel dimension)에서 결합된다. 이러한 결합 방식은 입력 데이터의 채널 수를 확장하여, 네트워크가 원본의 강도 정보와 각 방향의 경계 정보를 동시에 학습하도록 한다. 초기에는 3x3 Sobel 커널을 사용했으나, 커널 크기(3x3, 5x5, 7x7)와 계수 값을 변화시켜 실험한 결과 5x5 커널에서 가장 우수한 성능을 나타냈다. 이러한 경향은 입력 크기가 256x256인 경우뿐만 아니라 512x512 영상 학습에서도 일관되게 확인되었다.

이후 결합된 입력은 Attention U-Net에 전달되어 임상적으로 중요한 영역(조직 경계, 병변 등)을 강조하고 불필요한 배경 영역의 영향을 억제한다. 네트워크는 다중 스케일 특징 추출, skip connection, attention gate를 통해 구조 정보 손실을 최소화하며 스펙클 노이즈를 제거한다. 최종적으로 노이즈가 제거된 단일 채널 초음파 영상을 출력한다.

제안하는 SEA-Unet의 전체 아키텍처는 그림 2에 제시하였다.



다. 손실함수 및 학습환경

손실함수는 EDCNN에서 제안한 Compound Loss 구성을 참고하였다 [3]. Compound Loss는 MSE(Mean Squared Error)와 Multi-scale Perceptual Loss의 가중합으로 구성된다. MSE는 픽셀 단위의 정확도를 보장하고, Multi-scale Perceptual Loss는 구조적, 시각적 일관성을 유지하도록 한다. 두 손실을 결합함으로써 스펙클 노이즈를 효과적으로 억제하면서도 미세 구조를 보존할 수 있다고 판단하여 채택하였다.

학습은 NVIDIA GPU A100, keras 3.4.1, PyTorch 2.4.1+cu121 환경에서 수행하였다

라. 평가지표 및 모델 경량화

본 연구에서는 성능 평가를 위해 MSE, PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM(Structural Similarity Index Measure)을 사용하였다[4]. 또한 모델 크기(MB), 이미지 당 처리 시간(ms), 파라미터 수(Params)를 측정하여 실시간 적용 가능성을 평가하였다.

모델 변환에는 다양한 딥러닝 프레임워크 간 호환성을 제공하는 개방형 형식인 ONNX(Open Neural Network Exchange) 포맷을 사용하였다.

마. 연구 결과

표 1의 비교 결과, 제안 모델(SEA-Unet)은 MSE 0.0012, PSNR 29.067 dB, SSIM 0.9132로 기존 Attention U-Net등과 동등한 복원 성능을 보였으며, 최근 제안된 Transformer 기반 모델 등과 비교해도 성능이 떨어지지 않았다. 파라미터 수는 872만 개로 Attention U-Net 대비 약 75% 감소했고, 처리 속도는 1.36 ms로 더 빨랐다. ONNX 변환 후에도 성능 저하를 최소화하면서 모델 크기를 33.40 MB에서 16.65 MB로 절반 이상 줄였으며, 처리 속도는 1.23 ms로 향상되는 것을 확인하였다.

표 1. 모델별 성능 지표 비교

	MSE	PSNR	SSIM	parmas	Size	time
U-net	0.0012	29.073	0.9174	31,030,593	100.68	1.72
Attention U-net	0.0012	29.314	0.9192	34,877,421	113.18	2.77
EDCNN	0.0013	28.728	0.9058	81,249	0.32	1.56
ViT + Unet	0.0024	26.120	0.8351	89,360,385	340.97	2.58
Swin + Unet	0.0043	23.635	0.7704	30,491,587	98.92	1.63
SEA-Unet	0.0012	29.067	0.9132	8,726,469	33.40	1.36
SEA-Unet ONNX	0.0012	29.070	0.9042	8,718,649	16.65	1.23

III. 결론

본 연구에서는 Sobel 필터 기반 경계 정보 추출과 Attention U-Net 구조를 결합한 SEA-Unet을 제안하였다. 제안 모델은 기존 U-Net 및 Attention U-Net과 동등한 수준의 복원 성능을 유지하면서도 파라미터 수와 처리 속도를 크게 개선하였다. 또한 ONNX 변환을 통해 성능 저하를 최소화하며 모델 크기를 절반 이상 줄이고 처리 속도를 향상시켜, 임상 환경에서의 실시간 적용 가능성을 확인하였다. 본 연구의 성과는 경계 정보가 중요한 초음파 영상의 품질 향상뿐만 아니라, 휴대형 초음파 장비 및 원격 진단 시스템과 같이 연산 자원이 제한된 환경에서의 활용 가능성을 높일 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

"이 논문은 SW중심대학사업단 Lab-Corps 프로그램의 지원을 받아 작성되었습니다." (This paper was written with the support of the SW-Oriented University Project's Lab-Corps program.)

The authors acknowledge Healcerion Co., Ltd. (Republic of Korea) for providing the ultrasound dataset.

참고 문헌

- [1] J. Lee, "EdgeSRIE: A hybrid deep learning framework for real-time speckle reduction and image enhancement on portable ultrasound systems," arXiv preprint arXiv:2403.02750, pp. 1-8, Mar. 2024.
- [2] C.R. Lee, J.H. Park, S.Y. Jeon, and D.H. Choi., "SEA-Unet: 초음파 영상에서의 스펙클 노이즈 제거," Proceedings of the 2024 KAICTS Fall Conference, pp. 60 - 61, 2024.
- [3] Liang, Z., Zhang, H., and Xing, Y., "EDCNN: Edge enhancement-based Densely Connected Network with Compound Loss for Low-Dose CT Denoising," arXiv preprint, arXiv:2011.00139, 2020.
- [4] Sara U., Akter M., and Uddin M.S., "Image Quality Assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—A Comparative Study," Journal of Computer and Communications, vol. 7, no. 3, pp. 8 - 18, 2019.