

# 영상 전처리와 에지 검출 알고리즘을 통한 HED 딥러닝 모델의 PSNR 성능 비교 및 개선

김도윤<sup>1</sup>, 이덕우<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>계명대학교 전자공학과, <sup>2</sup>계명대학교 컴퓨터공학과

## Comparison and improvement of PSNR performance of HED deep learning model through image preprocessing and edge detection algorithms

Doyun Kim<sup>1</sup>, Deokwoo Lee<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Electronic Engineering, Keimyung University

<sup>2</sup>Department of Computer Engineering, Keimyung University

**요약** 본 논문에서는 다양한 영상 전처리 기법과 입력 영상에 대한 기존의 에지 검출 알고리즘을 결합하여 최신 에지 검출 딥러닝 모델인 HED와 비교하여 PSNR 값을 이용하여 성능을 객관적으로 평가하였다. PSNR 수치 측정은 흑백 입력 영상에 대해 전처리를 하지 않았을 때, 히스토그램 스트레칭 및 중간값 필터를 통해 영상 화질을 향상시켰을 때, 영상 화질 향상 및 모폴로지 닫힘 연산을 통해 노이즈와 틈을 제거한 이진 마스크를 통해 에지를 검출하였다. 그리고 입력 영상에 대한 전처리 없이 HED 모델로 에지를 검출하였을 때의 PSNR 값을 측정하여 비교하였다. 결과적으로 전처리를 통해 기존 에지 검출 알고리즘의 성능을 향상시킬 수 있었으며, PSNR 수치 비교를 통해 HED 모델보다 우수한 성능을 확인하였다.

**Abstract** This study combined various image preprocessing techniques and existing edge detection algorithms on input images and compared them with the latest edge detection model, holistically nested edge detection (HED). The comparison was evaluated objectively using the peak signal-to-noise ratio (PSNR) values. The PSNR numerical measurements detected edges through conventional edge detection methods when no processing was done on black-and-white input images, when the image quality was improved through histogram stretching and mid-value filters, and binary masks with noise and gaps removed through image quality enhancement and morphology closing operations. The PSNR value when the edge was detected with the HED model without any preprocessing on the input image was measured and compared. As a result, preprocessing improved the performance of existing edge detection algorithms and showed better performance than HED models, as confirmed by PSNR numerical comparisons.

**Keywords** : Computer Vision, Binarization, Background Removal, Edge Detection, Morphology

### 1. 서론

컴퓨터 비전 분야에서 윤곽선 검출은 물체의 형태와

구조를 정확하게 식별하고, 이미지 내의 중요한 정보를 추출하는 기본적인 전처리 수단으로 사용된다. 윤곽선 정보는 이미지 내의 물체의 크기, 형태, 위치와 같은 중

2023년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단(No 2022R111A3069352)과, 2023년도 계명대학교 비사연구기금으로 이루어 졌음(20230664).

\*Corresponding Author : Deokwoo Lee(Keimyung Univ.)

email: dwoolee@kmu.ac.kr

Received November 13, 2023

Revised December 1, 2023

Accepted February 6, 2024

Published February 29, 2024

요한 시각적 특징을 간단한 표현으로 제공한다. 이를 통해 윤곽선 검출은 이미지 및 영상의 분석, 이해, 인식에 필수적인 전처리 단계로 꼽히고 있다. 윤곽선 정보는 객체 인식, 추적, 영상 분할 등 다양한 응용 분야의 기반 기술로 활용되고 있다[1,2]. 특히, 고정밀 윤곽선 검출 기술의 발전은 의료영상에서 질병을 진단하기 위한 특징을 검출하거나 전자 공학 분야에서 회로를 분석하기 위해서 사용된다[3,4]. 기존의 윤곽선 검출을 위한 알고리즘으로는 기하학적, 수학적 접근 방법이 주로 탐구되었으며, 그 이후에는 커널형태의 미분 연산자를 이용해 윤곽선을 검출하는 다양한 방법이 제안되었다[5]. 그러나 딥러닝의 등장과 발전으로 인해 이러한 방법들은 성능적인 측면에서 딥러닝 모델을 활용한 윤곽선 검출보다 떨어지고 있다. 하지만 딥러닝 모델이 성능을 최대로 발휘하기 위해서는 충분한 양의 레이블 된 데이터와 효과적인 학습 방법, 그리고 적절한 하이퍼 파라미터 튜닝이 필요하다. 또한, 모델을 학습시키는데 막대한 양의 컴퓨터 자원과 시간이 소모된다. 그에 반해 기존의 영상처리 기법을 이용하면 위와 같은 복잡한 작업을 생략할 수 있고, 항상 안정적인 성능을 얻을 수 있으므로 기존 방법이 딥러닝 방법과 비슷하거나 우수한 성능을 보인다면 기존의 방법을 채용하는 것이 더 효과적이다.

본 논문에서는 윤곽선 검출을 위해 영상에 화질향상을 적용한 후, 전역 임계값 이진화와 모폴로지 기법으로 얻은 마스크를 적용한 뒤 윤곽선을 검출했을 때와 딥러닝 모델을 활용하여 윤곽선을 검출한다. 영상의 화질향상은 히스토그램 스트레칭과 중간값 필터링을 순차적으로 적용하여 적용한다. 마스크에 대해 잡음과 빈틈을 제거하기 위해 모폴로지 닫힘 연산을 수행한다. 마지막으로 소벨 윤곽선 검출기, 프리윗 윤곽선 검출기 그리고 HED (Holistically-nested Edge Detector)를 사용하여 윤곽선을 검출한다. 소벨 윤곽선 검출기는 프리윗 윤곽선 검출기와 함께 대표적인 고전 윤곽선 검출 방법 중 하나로서, 주로 수직 방향과 수평 방향에 대해 두 가지 필터를 사용하여 각각의 윤곽선을 검출한다. 또한 소벨 필터는 중심 픽셀 주변의 픽셀 강도를 가중 평균하여 윤곽선 검출을 수행한다. 프리윗 윤곽선 검출기는 소벨 윤곽선 검출기와 유사한 역할을 하지만 더 낮은 계수값을 가지기 때문에 에지가 덜 강조되어 부드러운 결과를 얻을 수 있다는 장점이 있다. HED는 이미지의 경계선 또는 윤곽선을 검출하기 위해 활용되는 딥러닝 모델이다[6]. HED는 다계층 특징 추출(Multi-Layer Feature Extraction), End-to-End 학습, Deep Supervision의 과정을 거쳐

다양한 깊이에서의 정보를 활용한 통합된 윤곽선을 검출한다. 먼저 다계층 특징 추출은 입력 영상의 여러 다른 깊이의 특징을 추출하여 영상의 다양한 세부 정보를 캡처하고 다양한 윤곽선 정보를 동시에 파악할 수 있도록 돕는다. 그리고 End-to-End 학습은 모델이 입력 영상을 받아들이고 직접 윤곽선을 검출하는 하나의 연속된 모델로 학습된다는 것을 의미한다. 이것은 모델이 윤곽선 검출 작업을 최적화하기 위해 필요한 모든 중간 단계를 자동으로 학습하도록 한다. 마지막으로 Deep Supervision이란 HED모델의 각 계층에서 나오는 특징 맵에 손실 함수를 적용하는 방식이다. 이것은 네트워크의 각 계층이 유용한 특징을 추출하도록 한다. 이러한 손실 함수들은 학습을 안정화시키고 기울기 소실 문제를 완화한다. 따라서, HED는 물체의 윤곽선을 검출하기 위해 개발된 최신 딥러닝 모델이며, 본 논문은 HED와 같은 최신 윤곽선 검출 기법과 기존의 검출 기법의 간의 정확도를 비교한다. 하지만 기존의 검출 기법의 성능을 향상시키기 위해 입력 영상에 화질향상, 이진화와 모폴로지 기법을 적용한 후, 윤곽선을 추출하여 정확도를 비교한다.

이 논문을 통해 다양한 기법을 적용해 입력 영상을 윤곽선을 검출하기 용이하게 만든다. 그 뒤 기존 윤곽선 검출 기법을 이용해 검출한 윤곽선의 정확도를 최신 딥러닝 모델인 HED와 PSNR 수치를 통해 객관적으로 비교하였다. 실험 결과 기존 기법을 통해 얻어진 윤곽선이 HED를 통해 얻어진 윤곽선보다 PSNR수치가 더 높았으며, 윤곽선 검출의 정확도가 더 높음을 확인하였다.

본 논문의 2장에서는 영상 화질향상에 적용된 방법, 이진화 마스크를 적용한 윤곽선 검출 적용 방법과 결과에 대해 설명한다. 그리고 HED모델을 통해 얻어진 윤곽선과 결과를 비교한다. 3장에서는 2장에서 얻은 실험 결과를 통해 결론을 도출한다.

## 2. 실험 방법 및 결과

윤곽선 검출의 정확도를 향상시키기 위해 영상에 노이즈가 없을수록 좋기 때문에 먼저 영상에 적인 노이즈를 제거하기 위해 히스토그램 스트레칭과 중간값 필터를 사용한다[7]. 히스토그램 스트레칭과 중간값 필터링은 영상의 화질을 향상시키기 위해 흔히 사용되는 기법이다 [8,9]. 먼저 히스토그램 스트레칭은 영상의 대비를 향상시키기 위하여 사용된다. 이미지에서 각 픽셀값의 빈도를 구하여 x축은 0에서 255의 값을 가지고 y값은 해당

값의 빈도를 나타내는 그래프로 나타낸다. 그리고 가장 어두운 값과 가장 밝은 값이 히스토그램의 최소값과 최대값으로 지정되도록 히스토그램을 스케일링한다. 또 어두운 픽셀값은 더 밝게 조정하고, 밝은 픽셀값은 어둡게 조정하여 각 픽셀값을 새로운 범위로 매핑한다.

중간값 필터링은 이미지에 섞여 있는 잡음을 제거하고 세부 정보를 보존하는 데 사용된다. 특히 중간값 필터링은 솔트앤 페퍼 잡음과 같은 고주파 잡음을 제거하고 윤곽선 정보를 보존하여 윤곽선 추출을 위한 이미지 전처리 단계에서 적용하기 적합하다. 본 논문에서 중간값 필터링에 커널 크기를 3으로 적용하였다.

아래는 히스토그램 스트레칭과 중간값 필터를 적용을 위해 활용한 영상을 Fig. 1에 나타내었다.



Fig. 1. A pair of images for edge detection

Fig. 1과 같은 입력 이미지를 그레이 스케일로 변환한 뒤, 각각 히스토그램 스트레칭, 중간값 필터 그리고 두 기법을 모두 적용하여 표로 나타내었다.

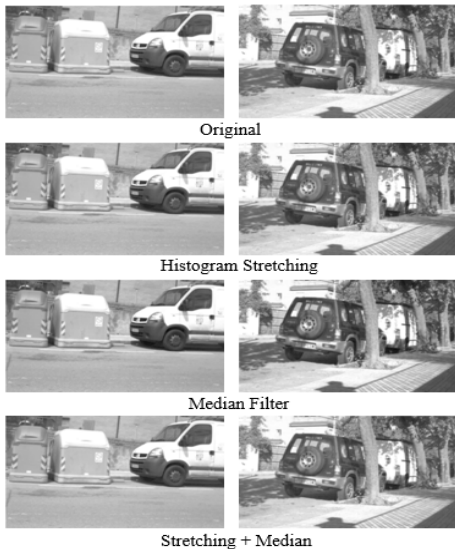


Fig. 2. Result of image improvement

입력 영상에 대해 화질향상을 위해 적용한 과정을 아래 그림과 같이 표현하였다.

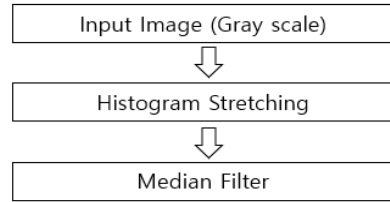


Fig. 3. Flowchart for noise removal

그 다음 입력 영상에서 윤곽선을 검출하기 용이하도록 하기 위해 이진화를 통해 마스크 이미지를 얻는다. 이진화를 하기 위해 널리 사용되는 방법으로는 전역 이진화, 적응형 이진화가 있다. 전역 이진화는 하나의 임계값을 이용하여 전체 이미지를 처리하는 방법이다. 처리속도가 빠르지만 이미지의 조명과 텍스처의 변화에 민감하고 다양한 조명 조건이나 복잡한 배경을 가진 이미지에서는 이진화의 효과가 떨어질 수 있다는 단점이 있다.

전역 이진화에서 임계값을 선택하는 방법으로 전역 임계값 방식을 사용하였다. 전역 임계값 방식은 초기 임계값을 설정하고 임계값을 기준으로 영상을 분할한 뒤, 두 그룹의 밝기 평균을 계산하여 다시 전역 임계값을 선택한다. 두 그룹의 색상 평균이 사용자가 정의한 파라미터보다 작아질 때 까지 전역 임계값을 다시 구한다. 본 실험에서 전역 이진화의 임계값 계산을 위해 초기 임계값을 100으로하고, 새로 갱신된 임계값과 이전 임계값의 차이가 0.1 보다 작으면 갱신을 종료하는 방식으로 전역 임계값을 구하였다.

적응형 이진화는 이미지를 분할하여 각 영역마다 고유의 임계값을 설정하여 이진화를 수행하는 방법이다. 이는 더 복잡하고 상세한 정보를 포착할 수 있고 불규칙한 조명하에서도 안정적으로 이진화를 수행할 수 있다. 하지만 계산이 복잡하고 느릴 수 있다. 이진 마스크를 얻은 뒤에 마스크에 대해 모폴로지 닫힘 연산을 적용하였다. 9x9크기의 커널을 사용하였으며, 이는 윤곽선을 검출할 때 노이즈로 인식 될 수 있는 세부 무늬나 질감표현 등을 제거하여 결과를 개선시킨다.

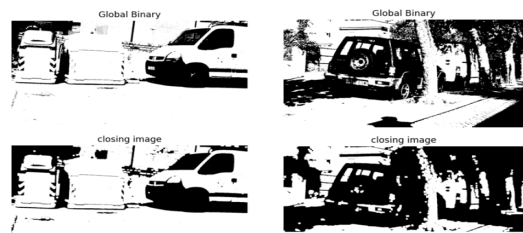


Fig. 4. Result of image improvement

Fig. 4에서 전역 이진화를 적용하여 얻어진 마스크에서는 나무의 질감이나 보도블럭의 무늬가 윤곽선으로 인식될 수 있는 고주파 잡음을 포함하고 있는 반면, 모폴로지 닫힘 연산을 적용한 마스크는 이진화 마스크에서 빈틈이 메워져 그러한 잡음이 제거된 것을 확인할 수 있다. 이와 같은 과정을 통해 얻어진 영상을 원본 영상과 AND 연산을 적용하여 덮어 씌운 다음 소벨 윤곽선 검출기, 프리윗 윤곽선 검출기를 통해 윤곽선을 검출한다.

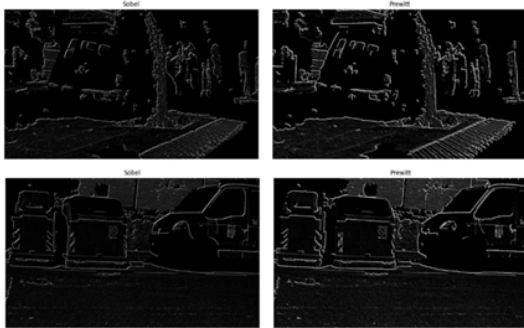


Fig. 5. Result of edge detection using masked images

윤곽선 검출을 위한 소벨 윤곽선 검출기나 프리윗 윤곽선 검출기와 같은 기법은 원본 영상에 1차 미분 연산자를 사용한다. HED 모델은 이미지에서 윤곽선을 효과적으로 검출하기 위해 설계된 딥 러닝 모델로, 심층 신경망을 기반으로 하여 여러 계층에서 특징을 추출하여 윤곽선을 검출한다. 이때, 각 층은 이미지의 크기를 달리 하여 서로 다른 특징과 세부정보를 포착한다. 예를 들어, 낮은 층에서는 이미지의 기본적인 정보와 질감, 색상을 포착하고, 높은 층에서는 복잡한 패턴과 구조를 파악한다. 또한, End-to-End 학습 방식을 사용하여 입력 영상에서 출력 영상까지 직접 만들어 내는 구조로써, 경계선 검출에 필요한 모든 작업이 한 네트워크 내에서 이루어져 복잡한 전처리나 후처리 과정이 생략되어 효율적이고 빠른 학습이 가능하다.

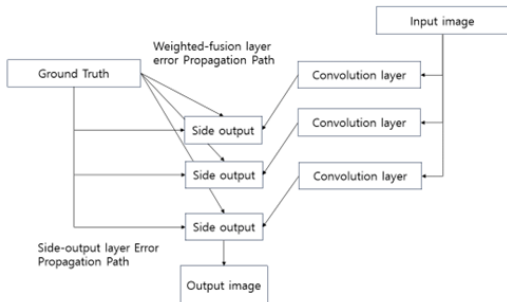


Fig. 6. The architecture of HED model

이러한 모델을 활용하여 입력 이미지에 대한 HED 모델의 윤곽선 검출 결과는 아래의 이미지와 같다.

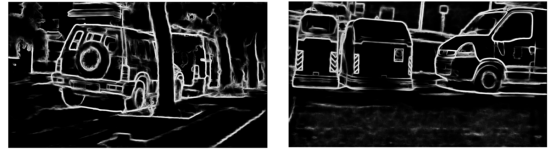


Fig. 7. The Results of edge detection using HED

위 과정을 통해 흑백 영상에 전처리를 한 뒤 기존 윤곽선 검출 기법을 통해 얻은 윤곽선 정보와 컬러 이미지와 HED 모델을 이용하여 얻은 윤곽선 정보를 원본 윤곽선 정보와 얼마나 일치하는지 비교하기 위해 PSNR 수치를 사용하였다. PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio) 수치란 이미지나 비디오의 품질을 측정하는데 사용되는 지표로써, PSNR이 높을수록 원본 이미지와 차이가 작아 품질이 좋은 영상이라고 평가할 수 있다.

PSNR 수치를 이용해 입력 영상에 아무런 전처리를 하지 않은 그레이 스케일 영상에서 윤곽선을 검출했을 때, 이미지에 히스토그램 스트레칭과 중간값 필터를 통해 화질향상을 시키고 윤곽선을 검출했을 때, 이미지에 화질향상을 하고 모폴로지 닫힘 연산을 적용하여 잡음을 제거한 이진 마스크와 AND 연산을 한 이미지에서 윤곽선을 검출했을 때 그리고 아무런 전처리 없는 컬러 영상에서 HED 모델을 이용해 윤곽선을 검출했을 때를 비교하여 이미지로 나타내었다.



Fig. 8. The results of experiments

Fig. 8에서 각 이미지별로 추출된 윤곽선의 성능을 측정하기 위해 PSNR 수치를 측정하여 Table 1에 나타내었다.

Table 1. Comparison of PSNR of each algorithm

		PSNR(dB)		
		No Processing	With Processing	With processing and background removal
Image 1	Sobel	30.73	31.56	32.09
	Prewitt	30.13	31.71	31.49
	HED	30.71		
Image 2	Sobel	30.73	30.48	34.16
	Prewitt	30.13	30.01	33.93
	HED	31.95		
Image 3	Sobel	30.74	31.57	33.63
	Prewitt	30.13	30.71	32.83
	HED	31.36		
Image 4	Sobel	30.73	31.56	33.23
	Prewitt	30.13	30.70	32.45
	HED	32.19		

Table 1에서 이미지의 윤곽선 검출을 위해 다양한 전처리 및 윤곽선 검출 기법의 성능을 분석하였다. 초기 실험에서는 전처리 과정 없이 소벨, 프리윗 윤곽선 검출기와 HED모형을 직접 원본 이미지에 적용하여 그 결과를 PSNR 수치로 평가하였다. Image 1에서는 HED가 상대적으로 더 나은 성능을 보였으나, 히스토그램 스트레칭과 중간값 필터를 적용한 후에 다시 성능을 평가한 결과, 전처리 과정이 윤곽선 검출의 정확도를 상승시켜서 Image 1은 HED보다 나은 성능을 보였고 Image 3는 HED와 비슷한 성능을 보였다. 또한, 이진 마스크에 모폴로지 닫힘 연산을 적용하여 잡음을 제거하고 빈틈을 메운 후, 그 영상을 원본 이미지와 AND 연산한 결과에 다시 윤곽선 검출기를 적용하였다. 이 과정은 이미지의 전체적인 정보를 보존하면서 불필요한 잡음과 빈틈을 제거하여 윤곽선 검출의 정확도를 높였다고 볼 수 있다. 이 과정을 거친 후에는 소벨, 프리윗 윤곽선 검출기가 HED보다 높은 PSNR값을 보이며, 전반적으로 더 나은 윤곽선을 검출하였다.

이러한 실험 결과는 입력 영상에 전처리 기법을 적용하여 기존 윤곽선 검출기의 성능 향상에 영향을 미친다는 것을 보여준다. 또한, 윤곽선 검출의 성능은 검출기 뿐만 아니라 사용하는 이미지의 특성, 전처리 과정 그리고 평가 방법 등 여러 요소에 의해 달라질 수 있다.

### 3. 결론

본 연구에서는 다양한 이미지 전처리 기법과 윤곽선 검출 알고리즘을 결합하여 그 성능을 비교하였다. 결과적으로, 전처리 과정이 윤곽선 검출의 성능에 큰 영향을 미치며, 최적의 성능을 달성하기 위해서는 이미지의 특성과 윤곽선 검출 알고리즘의 선택, 그리고 전처리 방법의 적절한 조합이 필수적임을 확인할 수 있었다. 실험 결과, 히스토그램 스트레칭과 중간값 필터링 같은 기본적인 전처리 기법들만으로도 이미지의 윤곽선 검출 성능이 상당히 향상될 수 있음을 보여주었다. 또한, 모폴로지 닫힘 연산을 통한 이진 마스크의 처리는 이미지 내의 노이즈와 불필요한 패턴을 제거하여 윤곽선 검출의 정확도와 안정성을 높이는 데 기여하였다.

HED 모델과 같은 딥러닝 기반의 윤곽선 검출 기법은 복잡하고 다양한 텍스처와 패턴에서도 뛰어난 성능을 발휘하였다. 그러나, 본 연구의 실험 결과로는 전처리 과정을 거친 이미지에서 기존의 윤곽선 검출기가 HED 모델보다 더 뛰어난 성능을 나타내었다. 이러한 결과는 윤곽선 검출의 성능 최적화를 위해 다양한 요소와 조건, 특히 이미지 전처리 과정을 신중하게 고려해야 함을 알 수 있다. 또한, 딥 러닝과 기존의 방법을 혼합하거나 서로 보완적으로 사용함으로써 더욱 효율적일 좋은 성능을 달성할 수 있음을 확인할 수 있다.

### References

- [1] H-J. Lee, M-S. Lee, and M-S. Lee, "A Study on Form Recognition through Edge Detection of Image Processing," *Journal of the architectural institute Planning & Design*, Vol. 18, No. 12, pp. 19-26, 2002.
- [2] S. S. Al-Amri, N. V. Kalyankar, and S. D. Khamitkar. "Image segmentation by using edge detection." *Internationa Journal on Computer Science and Engineering* 2.3, 804-807, 2010.
- [3] S-M. Ryu, "FPGA-based Implementation of Fast Edge Detection using Sobel Operator," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, Vol. 26, No. 8, pp. 1142-1147, 2022. DOI: <http://doi.org/10.6109/jkiice.2022.26.8.1142>
- [4] S. Taufiqurrahman, A. Handayani, B. R. Hermanto and T. Mengko "Diabetic Retinopathy Classification Using A Hybrid and Efficient MobileNetV2-SVM Model," *Proceedings of Computing Science and Engineering*, pp. 1897-1898, 2022.

- [5] W. Gao, X. Zhang, L. Yang and H. Liu. "An improved Sobel edge detection." *2010 3rd International Conference on Computer Science and Information Technology*. Vol. 5., 2010.  
DOI: <http://doi.org/10.1109/ICCSIT.2010.5563693>
- [6] S. Xie and Z. Tu. "Holistically-nested edge detection." *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. 2015.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/iccv.2015.164>
- [7] J. Kim and D. Lee, "Comparison of Edge Detection of Images with Various Types of Noise and Denoising Methods," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 26, No. 4, pp. 533-541, 2023.  
DOI: <https://doi.org/10.9717/kmms.2023.26.4.533>
- [8] M-Y Lee, Y-J Han and H-S. Hahn, " Image Improvement Method Using Adaptive Sub-histogram Stretching on Fog Road Image," *Annual Conference of IEIE*, pp. 66-67, 2010.
- [9] C-G. Park and B. Choi, "Median based bilateral filter for noise removal of IR image," *Annual Conference of IEIE*, pp. 542-545, 2015.

이 덕 우(Doekwoo Lee)

[정회원]



- 2007년 2월 : 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 졸업 (공학사)
- 2012년 12월 : North Carolina State Universtiy, USA, 전기컴퓨터공학부 석사, 박사
- 2013년 1월 ~ 2013년 4월 : Washington Univ. in St. Louis, USA, 박사후연구원
- 2013년 9월 ~ 2016년 8월 : 삼성전자 무선사업부 책임연구원
- 2016년 9월 ~ 2018년 2월 : 영산대학교 가상현실콘텐츠전공 조교수
- 2018년 3월 ~ 현재 : 계명대학교 공과대학 컴퓨터공학전공 조교수

<관심분야>

신호처리, 영상처리, 컴퓨터비전

김 도 윤(Doyun Kim)

[준회원]



- 2016 3월 ~ 현재 : 계명대학교 전기전자공학부 전자공학전공 학사과정

<관심분야>

신호처리, 영상처리, 인공지능