

## 계층적인 잡음 축소에 기반한 안개 제거 방법

이용준<sup>1</sup>, 장석우<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>극동대학교 해킹보안학과

<sup>2</sup>안양대학교 소프트웨어학과

### A Haze Elimination Method Based on Hierarchical Noise Reduction

Yong-Joon Lee<sup>1</sup>, Seok-Woo Jang<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Hacking Security, Far East University

<sup>2</sup>Department of Software, Anyang University

**요약** 아무런 제약 없이 실외의 자연스러운 환경에서 촬영되는 컬러 영상은 비, 눈, 안개와 같은 여러 가지의 날씨 환경으로 인해서 화질에 영향을 많이 받는다. 본 논문에서는 받아들이는 컬러 영상에서 열악한 상황을 대표하는 안개가 포함된 영역을 계층적인 잡음 축소 기법을 기반으로 강인하게 제거하는 접근 방법을 제시한다. 본 논문에서는 먼저 다크 채널 프라이어 기법의 전달량 데이터에서 최적으로 클러스터의 개수를 찾는다. 그런 다음, 찾아진 클러스터별로 서로 다른 강도를 적용하여 계층적으로 잡음을 축소함으로써 영상에 포함된 안개를 보다 효과적으로 제거한다. 실험 결과는 본 논문에서 기술한 기법이 입력되는 컬러 영상으로부터 계층적인 잡음 축소를 기반으로 안개 영역을 강인하게 제거한다는 것을 보여준다. 본 논문에서 제안된 계층적인 잡음 축소 기반의 안개 제거 기법은 스마트 자율 주행, 영상의 화질 개선, 자동차 번호판 식별, 그리고 CCTV 영상의 빠른 검색 및 색인 등과 같은 영상 처리 및 형태 인식과 연관 있는 관련된 분야에서 매우 유용하게 사용될 것으로 기대된다.

**Abstract** Color images captured in natural-environmental outdoors without any restrictions are greatly affected by various weather conditions, such as rain, snow, and fog. So, in this research, we developed a method to robustly remove the foggy region representing the poor weather conditions in the captured color image based on the hierarchical noise reduction technique. In particular, we first found the optimal number of clusters in the delivery data of the dark channel prior method. Then, the foggy region in the image was more effectively removed by hierarchically reducing the corresponding noise by applying different intensities to each cluster that we developed. In effect, the results of this noise reduction showed that the developed method was robust under various types of color images. So, the hierarchical noise reduction-based fog removal method of this study is expected to be useful in fields related to image processing and shape recognition, such as smart autonomous driving, image quality improvement, car license plate identification, and fast search and indexing of CCTV images.

**Keywords** : Fog Elimination, Noise Reduction, Image Improvement, Hierarchical Technique, Performance

### 1. 서론

컬러 영상 센서와 같은 핵심 부품들의 급격한 발전으로 인해 다양한 기능들을 장착한 디지털 카메라[1]가 빈

번하게 개발되고 있다. 따라서 비교적 저가이며 고성능의 카메라로 손쉽게 촬영된 여러 유형의 영상 데이터가 사용자들 사이에게 편리하게 공유되고 있다. 이와 같은 많은 양의 영상 데이터는 대용량의 영상 빅 데이터, 블록

\*Corresponding Author : Seok-Woo Jang(Anyang Univ.)

email: swjang@anyang.ac.kr

Received July 18, 2022

Accepted September 2, 2022

Revised August 31, 2022

Published September 30, 2022

체인 기반의 보안, 영상 인식 및 모니터링 등과 같은 다양한 실제 분야에서 값어치 있게 사용될 수 있다[2].

하지만 카메라를 사용하여 영상을 촬영하는 환경은 실내뿐만 아니라 실외 환경이 상당수를 차지한다. 그리고 실외 환경은 날씨가 좋은 수도 있지만 눈, 비, 안개, 구름 등의 여러 가지 요소들로 인해서 영상 촬영에 열악할 수 있다. 특히, 비가 오는 날에 안개가 동시에 끼는 것처럼 두 가지 이상의 열악한 날씨 환경이 공존하는 경우도 많이 발생한다. 특히, 안개는 날씨 변화가 발생할 때 빈번하게 생기는 열악한 날씨 요소 중의 하나이다.

따라서 실외의 열악한 날씨 환경에서 촬영된 다양한 유형의 컬러 영상 콘텐츠로부터 영상의 화질을 저하시키는 주된 원인 중의 하나인 안개 영역을 정확하게 검출한 다음, 검출된 안개 영역을 영상처리 및 패턴인식 기법을 사용해 강인하게 제거 또는 축소시키는 연구 및 개발이 필요하다. 이런 연구 수행 및 적용을 통해서, 이후에 진행되는 영상 인식[3] 및 이해의 정확도 및 효율성을 한층 더 개선할 수 있다.

열악한 환경에서 촬영된 여러 가지 종류의 컬러 영상 콘텐츠의 내부에 포함된 안개 영역을 효과적으로 제거하기 위해서 진행되었던 기존의 전형적인 연구는 관련된 문헌에서 쉽게 찾아볼 수 있다. [4]에서는 단일 입력 영상에서 안개를 제거하는 간단하지만 효과적인 방법을 제안하였다. 이 기법에서 다크 채널 프라이어는 안개가 없는 야외 영상에 대한 일종의 통제이다. 그것은 주요 관찰을 기반으로 하는데, 안개가 없는 실외 영상의 대부분의 로컬 패치에는 하나 이상의 색상 채널에 매우 낮은 강도를 갖는 일부 화소가 포함되어 있다. 이것을 안개 영상 모델과 함께 사용해 안개의 두께를 추정하고 고품질의 안개가 제거된 영상을 복구할 수 있다. 다양한 야외 안개 영상에 대한 실험 결과는 제안된 방법의 우수함을 보여주었다.

[5]에서는 흐릿한 상태 검출과 단순 프라이어에 기반한 단일 영상 안개 제거 기법을 제안하였다. 흐릿한 상태 감지는 HSV 색상 공간의 밝기와 채도 간의 선형 관계를 통해 영상의 안개를 식별하는 역할을 한다. 배경 및 흐릿한 레이어의 단순 프라이어는 서로 다른 농도의 안개를 수용하기 위해 이색 반사 모델을 기반으로 한다. 그리고 안개가 없는 영상을 얻기 위해 안개 맵을 사용해 대기광을 계산하고 투과율을 예측한다. 제안된 방법의 실험 결과는 효율성과 안개 제거 능력 모두에서 우수하다는 것을 보여주었다.

[6]에서는 야간 안개 문제를 해결하기 위해 실제 영상

을 RGB 색상 공간에서 색상 세계와 회색 세계 레이어로 분해하는 색상 회색 레이어 분해 방법이 제시된다. 제시된 레이어 분해를 기반으로 새로운 야간 안개 제거 프레임워크를 제안하여 빛나는 색상을 제거하고 조명을 강화하며 안개를 제거한다. 특히 야간의 흐릿한 영상을 수정하기 위해 효과적인 글로우(glow) 분해 접근 방식을 사용하여 색상 세계 레이어에서 빛나는 색상을 제거한다. 저조도의 야간 흐릿한 장면의 경우 감마 보정이 적용되어 회색 영역 레이어의 조명을 향상시킨다.

[7]에서는 기존의 안개 제거 네트워크의 심각한 결함을 해결하기 위해 주의 기반 전송 추정 및 분류 융합 네트워크라는 새로운 중단 간 CNN 기반 안개 제거 프레임워크를 제안하였다. 이 프레임워크는 주의 기반 전송 에러라이트 추정 네트워크(ATAEN), 다중 자동 인코더(MAE) 및 패치 기반 분류 융합 네트워크(PCFN)의 세 가지 하위 모듈로 구성된다. 광범위한 실험을 통해 제안된 알고리즘이 합성 및 실제 영상 모두에서 최신의 방법보다 성능이 우수함을 보여준다. 이는 훈련 수렴 속도를 향상시킬 뿐만 아니라 잔류 안개를 효과적으로 제거할 수 있다. 앞에서 설명한 많은 종류의 방법들 외에도 영상처리 기법을 이용해 자연 환경에서 촬영된 컬러 영상으로부터 안개 영역을 효과적으로 제거하는 방법들이 지속적으로 제안되고 있다[8].

앞에서 기술한 전형적인 다른 기존의 방법들은 대부분 자연스러운 환경보다는 일정한 제약사항(constraint)이 있는 실외의 상황에서 촬영된 컬러 영상에서 작동하였다. 그리고 기존의 기법들은 안개를 제거시키기 위해 화소의 명도를 약화시키는 과정에서 잡음(noise)이 증가된다는 문제를 발생시킨다. 따라서 안개가 있는 영역의 잡음이 다른 영역의 잡음보다 많아진다는 현상이 발생한다.

따라서 본 논문에서는 자연스러운 실외의 환경에서 촬영하여 받아들인 다양한 종류의 컬러 영상으로부터 다크 채널 프라이어 기법을 적용하고 전달량(transmission) 데이터로부터 최적의 균집 개수를 추출한 다음, 추출된 균집마다 다른 정도의 강도로 그리고 계층적인 방식으로 영상 내에 존재하는 잡음을 감소시킴으로써 안개 영역을 강인하게 제거하는 기법을 제시한다. Fig. 1은 본 논문에서 기술하고 있는 계층적인 잡음 축소에 기반한 안개 제거 기법의 전체적인 프로세스 흐름도를 나타낸다.

Fig. 1으로부터 이해할 수 있듯이, 본 논문에서 기술한 접근 방법에서는 우선 입력된 영상에 다크 채널 프라이어(dark channel prior) 기법을 적용한 다음 전달량 데이터에서 최적으로 클러스터의 개수를 구한다. 그런

다음, 구해진 클러스터마다 다른 강도를 적용하여 계층적인 방식으로 잡음을 축소함으로써 안개 영역을 효과적으로 제거한다.

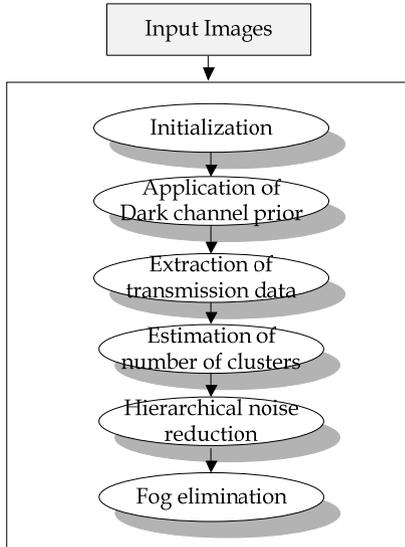


Fig. 1. Overall flow of the suggested method

1장에서는 전체적인 배경 및 동기에 대해 기술하였다. 2장에서는 다크 채널 프라이어 기법의 전달량에서 클러스터의 개수를 획득하는 방법에 대해 서술한다. 3장에서는 계층적으로 잡음을 제거하여 영상에 포함된 안개를 제거하는 방법에 대해 기술한다. 4장에서는 계층적인 잡음 축소 기반의 안개 제거 기법의 정량적인 성능을 평가하기 위해 진행한 실험 결과를 기술한다. 마지막으로, 5장에서는 이 연구의 결론 및 앞으로 수행할 연구 주제에 대해 기술한다.

## 2. 다크 채널의 전달량 획득

일반적으로 다크 채널 프라이어 알고리즘[4]은 영상의 색상 특징을 바탕으로 다크 채널을 추출하고, 해당 정보를 사용하여 입력되는 영상으로부터 안개 영역을 제거한다. 이 방법에서는 안개 영역을 제거하기 위해서 다크 채널의 정도에 따라서 화소에 대한 영상 처리를 수행하는데, 이 과정에서 안개가 많이 있는 부분의 화소들이 그렇지 않은 화소보다 더 많은 영상처리의 대상이 된다. 따라서 안개 부분을 제거하기 위해 화소의 명도를 낮추는 과정에서 화소에 존재하는 잡음이 극대화되는 단점이 발생

하게 된다.

그리고 다크 채널 프라이어 기법에서 잡음 발생의 억제를 위한 임계값을 설정하지만, 잡음이 생기는 근본적인 문제를 해결하지는 못한다. 보통 후처리(post-processing)[9]를 사용한 잡음 제거 기법은 영상의 전체 부분에 있어 동일한 수준의 잡음 제거 강도를 적용한다. 따라서 해당 방식은 간단하지만 다크 채널 프라이어 기법에서 생기는 잡음의 특성을 충분히 반영하지 않으므로 잡음 제거 시 자연스럽지 못한 결과를 생성한다.

예를 들어, 잡음이 많이 존재하는 하늘 공간을 처리하기 위해 강도가 높게 잡음을 제거할 경우에는 빌딩이나 객체의 경계가 블러링되고, 포함된 정보가 손실되는 단점이 있다. 반대로, 강도가 낮게 잡음을 제거할 경우에는 하늘 부분에 포함된 잡음이 깨끗하게 없어지지 않는다는 단점이 존재한다. 따라서 본 논문에서는 다크 채널 프라이어 알고리즘의 전달량 영상을 사용하여 기존의 안개 제거 기법의 문제점을 해결하고자 한다.

일반적인 영상처리 분야에서 안개 영상의 형성은 Eq. (1)과 같은 수식으로 표현된다.

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1-t(x)) \quad (1)$$

Eq. (1)에서  $I(x)$ 는 실제 안개 영상을 나타내고,  $J(x)$ 는 왜곡되기 이전의 영상을 의미하며,  $t(x)$ 는 빛이 대기를 통과하면서 일부 손실되는 값인 대기 투과율인 전달량을 나타낸다. 보통  $t(x)$ 는 0에서 1사이의 값을 가진다. 그리고  $A$ 는 모든 화소에 동일한 값이 들어가는 대기 산란광 (airlight)을 의미한다. 일반적으로 물체 영상은 대기를 통과하면서 대기 투과율만큼의 화소 손실을 받으며, 주변의 광원에 의해 생성된 대기 산란광의 영향도 받는다. 그리고 안개가 있는 영상 내에서는  $t(x)$ 와  $A$ 가 높은 값을 나타내므로, 안개가 없는 상황보다 더욱 변형된 영상을 생성하게 된다.

그리고 임의의 영상  $J(x)$ 에 대해 다크 채널  $J^{dark}(x)$ 을 구하는 방법은 Eq. (2)와 같이 표현된다.

$$J^{dark}(x) = \min_{c \in \{r, g, b\}} (\min_{y \in ohm(x)} (J^c(y))) \quad (2)$$

Eq. (2)에서  $J^c(y)$ 는 화소  $x$ 의  $r, g, b$  중 하나의 채널을 나타내고,  $ohm(x)$ 는  $x$ 를 중심으로 하는 일정 범위 내의 화소들의 집합이며 로컬패치를 나타낸다. 보통 다크 채널 프라이어는 안개가 없는 야외 영상에서 관찰된 특징을 기반으로 한다. 즉, 하늘 영역이 아닌 패치에서

적어도 하나의 색상 채널은 일부 화소에서 낮은 값을 가진다는 특징이 있으므로, 이 특징을 활용하여 영상의 안개 정도를 파악한 다음, 영상을 변환하여 안개를 제거하게 된다. 일반적으로, 안개가 끼어있는 안개 영상에서의 다크 채널의 값은 높다는 특징이 있으며, 관찰자와 멀어질수록 그 값은 높아진다.

본 논문에서 다크 채널 알고리즘의 패치 전달량은 Eq. (3)과 같이 추출한다. 여기에서 로컬 패치의 전달량은 일정하다고 가정한다.

$$\tilde{t}(x) = 1 - \omega \min_c \left( \min_{y \in \Omega(x)} \left( \frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right) \quad (3)$$

where  $0 < \omega \leq 1$

Eq. (3)에서  $\omega$ 는 상수 매개변수로서 멀리 떨어진 물체에 대해 적은 양의 흐린 정도를 유지하기 위한 목적으로 사용되었다. 본 논문에서는  $\omega$ 의 값으로 0.95를 사용하였다. 보통 우리가 멀리 있는 물체를 바라볼 때 약간의 왜곡은 존재한다. 인간은 이러한 왜곡을 참고해 물체와의 거리를 인지하기 때문에 만일 모든 대기 입자를 제거하다보면 부자연스러운 영상이 산출될 수 있으며, 영상의 깊이 감을 상실할 수 있다. 그래서  $\omega$  매개변수를 도입하였다.

### 3. 잡음 축소에 기반한 안개 제거

본 논문에서는  $15 \times 15$  크기의 윈도우를 사용해 연산을 수행하므로 블록화 현상이 발생한다. 따라서 본 시스템에서는 블록화 현상을 줄이고 대상 객체의 윤곽선 부분을 보다 자연스럽게 만들기 위해서 소프트 매팅(soft matting) 기법을 적용한다[10].

보통의 영상에서 대기광  $A$ 는 가장 흰색의 불투명한 화소에서 측정된다. 본 논문에서는  $A$ 를 추정하기 위해 다크 채널 영상에서 가장 명도가 높은 화소들을 획득하며, 이 화소들의 원본 영상에서 가장 강도가 높은 화소를 대기광으로 선택한다.

본 논문에서는 이제 Eq. (1)에서 전달량인  $t(x)$ 와 대기광인  $A$ 를 계산하였으므로, 안개가 제거된 영상인  $J(x)$ 를 Eq. (4)와 같이 계산할 수가 있다.

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{t(x)} + A \quad (4)$$

그러나  $t(x)$ 가 0에 매우 근접할 경우에는  $J(x)$ 의 값이 안정되지 않아 잡음이 발생하기가 쉽다. 그러므로  $t(x)$ 에 하한의 값인  $t_0$ 를 설정하여 잡음의 발생을 억제시킨다. 본 논문에서는  $t_0$ 를 0.1로 설정하였다.

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A \quad (5)$$

따라서 최종적으로 획득한 Eq. (5)를 사용해 입력된 영상으로부터 안개가 제거된 영상을 얻을 수 있다. 그러나 안개를 제거하기 위해 화소의 명도를 낮추는 과정에서 화소에 존재하는 잡음이 많아진다는 문제가 존재한다. 따라서 후처리를 통한 잡음 제거를 시도하는데 보통 하나의 임계치를 사용하여 영상의 모든 부분에 대해 동일한 수준의 잡음 제거를 적용하므로 영상에 부자연스러운 화질을 산출시킨다.

본 논문에서는 앞 단계에서 산출한 전달량을 기반으로 안개 제거를 수행한다. 보통 전달량의 값이 낮을수록 안개 수준이 높다고 판단하여 보다 많은 영상처리를 진행한다. 본 방법에서는 전달량이 낮을수록 높은 강도의 잡음 제거를 시도하고, 전달량이 높을수록 보다 낮은 강도의 잡음 제거를 수행한다.

본 방법에서는 먼저 전달량 영상을 1차원으로 정렬한 후, Fig. 2와 같은 히스토그램을 생성하고 균집화를 수행하여 최적의 균집 개수(K)를 산출한다. 이를 위해, 엘보우(elbow) 기법을 사용하여 작성된 히스토그램에서 균집의 개수를 산출하고, 산출된 균집을 기반으로 K-means 균집화 알고리즘을 적용한다.

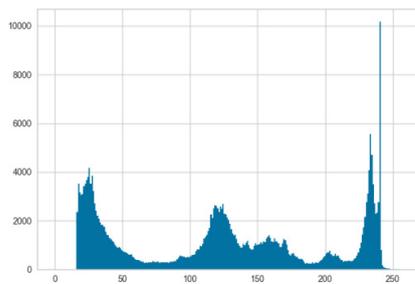


Fig. 2. Transmission histogram

본 논문에서는 균집화된 전달량 히스토그램을 기반으로 영상의 영역을 추출된 균집의 개수만큼 분할하고, 분할된 영역에 서로 다른 강도를 적용하여 계층적으로 잡음 축소를 진행한다. 즉, 낮은 값을 가지는 균집 영역은

높은 강도의 잡음 제거를 적용하고, 높은 값을 가지는 근처 영역은 낮은 강도의 잡음 제거를 수행한다. 본 논문에서는 잡음 제거로, 비지역 평균(non-local means) 알고리즘을 적용하였다.

#### 4. 실험 결과

본 논문에서 제안된 안개 제거 기법의 구현을 위해 이용된 컴퓨터는 Intel 코어(TM) i7-2600 3.4 GHz의 중앙처리장치, 32GB의 주 메모리, Nvidia GeForce RTX 2080, 8GB 그래픽 카드, 256GB의 SSD로 구성되어 있다. 개발을 위하여 이용된 개인용 컴퓨터에는 윈도우즈 10 운영체제가 인스톨되어 있다. 또한 제안된 알고리즘의 구현을 위한 통합 개발 환경으로는 파이참 2019가 설치되어 있다. 그리고 본 논문에서 기술된 접근 방법을 보다 효과적으로 구현하기 위해 OpenCV 컴퓨터 비전 라이브러리가 사용되었다.

Fig. 3 (a)는 기존의 단일 잡음 축소 기반의 방법을 사용해 안개 영역을 제거한 결과를 보여준다. 그림에서 확인할 수 있듯이 단일한 임계치를 사용하여 잡음의 감소를 시도하였으므로, 영상의 화질이 부자연스럽다. Fig. 3 (b)는 제시된 계층적인 잡음 축소 기반의 안개 제거 기법을 활용하여 입력받은 컬러 영상으로부터 찾아진 영상의 클러스터별로 그 강도를 달리하여 존재하는 안개 영역을 제거한 결과를 나타낸다. Fig. 3 (b)에서 시각적으로 식별할 수 있듯이 계층적인 잡음의 축소 기법을 사용하므로 안개를 제거한 후의 영상 화질이 보다 자연스럽게 형성되었다.



Fig. 3. Fog elimination  
(a) Existing method (b) Proposed method

본 논문에서는 앞부분에서 제안된 클러스터별 계층적인 잡음 축소 기법에 기반한 안개 영역 제거 알고리즘의 성능을 정확성 관점에서 정량적으로 비교 및 평가하였다. 본 논문에서는 일반적으로 영상의 화질을 평가하거

나 잡음의 정도를 비교하기 위해 보통 많이 사용하는 Eq. (6)과 같은 최대 신호 대 잡음비 정확성 지표인 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)을 사용하였다. 보통 품질이 우수한 영상은 값이 높은 PSNR을 나타낸다. 그리고 품질이 낮은 영상은 작은 값의 PSNR을 나타낸다. Eq. (6)에서  $R^2$ 은 상수 값으로 영상의 화소가 가질 수 있는 최대값을 의미한다. 그리고 MSE는 영상 사이의 차이를 수치화하기 위한 평균 제곱 오차(mean squared error)를 나타낸다.

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

Fig. 4는 기존의 방법과 본 논문에서 제시된 접근 방법을 적용하여, 인터넷에서 수집한 다양한 컬러 영상으로부터 안개가 포함된 영역을 강인하게 제거한 평균적인 성능을 그래프로 평가하여 보여준다. Fig. 4에서 확인할 수 있듯이, 본 논문에서 제시한 방법이 전달량 데이터로부터 클러스터의 개수를 적절하게 추출하고, 추출된 클러스터별로 강도를 달리하는 계층적인 잡음 축소 기법을 활용하여 영상에 포함된 안개 영역을 보다 효과적으로 제거한다.

실험 결과를 분석해 보면, 전형적인 안개 제거 접근 방법은 안개를 제거하기 위해서 화소의 명도를 낮추는 과정에서 화소에 존재하는 잡음이 증가한다는 제약사항 (constraint)이 존재한다. 따라서 안개 영역의 잡음이 그렇지 않은 영역의 잡음보다 극대화된다는 문제가 있다.

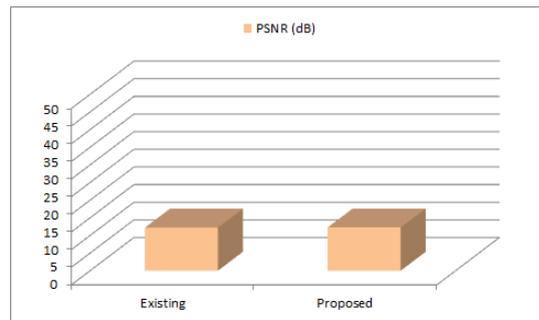


Fig. 4. Performance comparison

이에 반해, 본 논문에서 제시한 접근 기법은 다크 채널 프라이어 기법의 전달량 데이터로부터 최적으로 클러스터의 개수를 구한 다음, 찾아진 클러스터별로 다른 강도를 적용하여 계층적으로 영상 내에 포함된 잡음을 제

거함으로써 보다 강인하게 영상에서 안개를 제거할 수 있었다.

## 5. 결론

컬러 영상을 촬영하는 환경은 실내뿐만 아니라 실외 환경에서 진행되는 경우가 많이 있으며, 특히 실외 환경에서는 눈, 비, 안개 등과 같이 열악한 상황이 발생하는 경우가 많다. 따라서 열악한 환경에서 촬영된 영상의 시인성을 한층 더 개선하기 위한 영상처리 기법이 필요하다. 예를 들어, 안개가 포함된 영상에서 형태인식 알고리즘을 적용하여 안개를 제거하는 작업의 필요성이 증가하고 있다.

본 논문에서는 열악한 상황에서 다양하게 입력되는 컬러 영상으로부터 안개가 포함된 영역을 계층적인 잡음 축소 방법을 기반으로 효과적으로 안개를 제거하는 기법을 기술하였다. 제안된 기법에서는 먼저 받아들인 컬러 영상으로부터 다크 채널 프라이어 방법의 전달량 데이터를 활용하여 최적의 군집 개수를 측정한다. 그런 다음, 측정된 군집별로 강도를 서로 다르게 하여 계층적으로 영상에 포함된 잡음을 축소함으로써 안개 영역을 효과적으로 제거하였다. 실험 결과에서는 본 연구에서 제안한 계층적인 잡음 축소 알고리즘을 기반으로 입력받은 여러 가지 유형의 컬러 영상으로부터 열악한 상황을 대표하는 안개 포함 영역을 강인하게 제거한다는 것을 보여주었다.

향후에는 제안한 계층적인 잡음 축소에 기반한 안개 영역 제거 접근 방법을 여러 가지의 환경에서 촬영된 영상들에 응용하여 제안된 기법의 효과성을 보다 더 개선할 예정이다. 또한 현재까지 개발된 안개 제거 알고리즘에서 사용된 여러 가지의 파라미터들의 반복적인 조율을 통해서 제안된 시스템의 오류 발생 확률을 최소화하고, 성능 평가 방법을 다양화할 예정이다.

## References

[1] Z. Ma, M. Han, Y. Li, H. Gao, E. Lu, F. A. Chandio, and K. Ma, "Motion of Cereal Particles on Variable-Amplitude Sieve as Determined by High-Speed Image Analysis," *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.174, pp. 1-9, July 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105465>

[2] A. Moujahid, F. Dornaika, I. Arganda-Carreras, and J. Reta, "Efficient and Compact Face Descriptor for

Driver Drowsiness Detection," *Expert Systems with Applications*, Vol.168, pp. 1-9, April 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114334>

[3] Z. Shang, H. Xie, Z. Zha, L. Yu, Y. Li, and Y. Zhang, "PRRNet: Pixel-Region Relation Network for Face Forgery Detection," *Pattern Recognition*, Vol.116, pp. 1-10, August 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2021.107950>

[4] K. He, J. Sun, X. Tang, "Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami, USA, pp. 1-8, August 2009. DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2009.5206515>

[5] Y. Wang, F. Fu, F. Lai, W. Xu, J. Shi, and J. Wang, "Haze Removal Algorithm Based on Single-Images with Chromatic Properties," *Signal Processing: Image Communication*, Vol.72, pp. 80-91, March 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.image.2018.12.010>

[6] W. Wang, A. Wang, X. Wang, H. Sun, and Q. Ai, "Rapid Night-time Haze Removal with Color-Gray Layer Decomposition," *Signal Processing*, Vol.200, pp. 1-14, November 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2022.108658>

[7] S. Wang, L. Zhang, and X. Wang, "Single Image Haze Removal via Attention-based Transmission Estimation and Classification Fusion Network," *Neurocomputing*, Vol.447, pp. 48-63, August 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.03.102>

[8] G. H. Babu and N. Venkatram, "A Survey on Analysis and Implementation of State-of-the-Art Haze Removal Techniques," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol.72, pp. 1-15, October 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2020.102912>

[9] S. Sadrizadeh, H. Otroushi-Shahrezaab, and F. Marvasti, "Impulsive Noise Removal via a Blind CNN Enhanced by an Iterative Post-Processing," *Signal Processing*, Vol.192, pp. 1-9, March 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2021.108378>

[10] F. Yuan, Y. Zhou, X. Xia, J. Shi, Y. Fang, and X. Qian, "Image Dehazing Based on a Transmission Fusion Strategy by Automatic Image Matting," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.194, pp. 1-11, May 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2020.102933>

---

이 용 준(Yong-Joon Lee)

[종신회원]



- 2005년 2월 : 숭실대학교 컴퓨터 학과 박사
- 2010년 2월 ~ 2016년 3월 : 한국 인터넷진흥원 수석연구위원
- 2016년 4월 ~ 2020년 3월 : 국방 보안연구소 연구관
- 2021년 4월 ~ 현재 : 극동대학교 해킹보안학과 교수

<관심분야>

인공지능보안, 국방보안, 해킹보안

---

장 석 우(Seok-Woo Jang)

[종신회원]



- 1995년 2월 : 숭실대학교 전자계 산학과 (공학사)
- 1997년 2월 : 숭실대학교 일반대 학원 컴퓨터학과 (공학석사)
- 2000년 8월 : 숭실대학교 일반대 학원 컴퓨터학과 (공학박사)
- 2009년 3월 ~ 현재 : 안양대학교 소프트웨어학과 교수

<관심분야>

로봇비전, 증강현실, HCI, 비디오 색인 및 검색 등