Journal of The Korea Society of Computer and Information
Vol. 24 No. 6, pp. 73-80, June 2019
www.ksci.re.kr
https://doi.org/10.9708/jksci.2019.24.06.073

# Adaptive local histogram modification method for dynamic range compression of infrared images

Jihye Joung*

## Abstract

In this paper, we propose an effective dynamic range compression (DRC) method of infrared images. A histogram of infrared images has narrow dynamic range compared to visible images. Hence, it is important to apply the effective DRC algorithm for high performance of an infrared image analysis. The proposed algorithm for high dynamic range divides an infrared image into the overlapped blocks and calculates Shannon's entropy of overlapped blocks. After that, we classify each block according to the value of entropy and apply adaptive histogram modification method each overlapped block. We make an intensity mapping function through result of the adaptive histogram modification method which is using standard-deviation and maximum value of histogram of classified blocks. Lastly, in order to reduce block artifact, we apply hanning window to the overlapped blocks. In experimental result, the proposed method showed better performance of dynamic range compression compared to previous algorithms.

▸Keyword: Dynamic range compression, Histogram modification, High dynamic range, Contrast Enhancement, Infrared image

## I. Introduction

적외선 영상의 히스토그램을 그려 보면 특정 범위에 많은 픽셀이 몰려 있어 동적 범위(Dynamic Range)가 매우 좁다. 가시광 영상의 동적범위는 히스토그램의 전반에 걸쳐 표현되지만 적외선 영상의 이러한 특성 때문에 일반적으로 적외선 영상의 픽셀 bit depth가 14bit 이다. 따라서 우리가 영상을 보기 위해 사용하는 모니터 환경은 픽셀 bit depth가 8bit인 경우가 대부분이기 때문에 14bit의 데이터를 8bit로 압축하는 동적 범위 압축(Dynamic range compression)이 필요하다. 전처리 단계인 동적 범위 압축 알고리즘의 성능은 영상 화질 뿐 만 아니라 후처리 단계인 영상 분석 분야에 많은 영향을 미친다. 표적 인지, 식별, 탐지, 추적과 같이 영상에서 표적의 세부정보가 필수적인 영상 분석 분야에서는 전처리 단계인 동적 범위 압축의 성능이 매우 중요하다.

적외선 영상의 동적 범위 압축을 할 때 픽셀의 bit depth를 줄임과 동시에 영상을 개선하여 동적 범위 손실을 최소화하는 것이 좋다. 동적 범위 압축에 가장 많이 사용되는 방법은 히스토그램에 기반한 방법으로 원본 영상의 히스토그램을 이용하여 동적 범위를 압축시키고 영상을 개선하는 것이다. 가장 유명한 방법으로 히스토그램 평활화(Histogram Equalization) 기법이 있다[1]. 히스토그램 평활화는 14bit 영상의 히스토그램의 누적분포 함수를 구하고 이를 밝기 변환 mapping 함수로 사용하는 방법이다. 히스토그램 평활화를 적용하면 결과 영상의 히스토그램이 uniform 분포에 가까워져 동적 범위 압축에는 효과적이다. 하지만 영상이 과도하게 변화하고 세부정보를 표현하지 못 한다는 단점이 있다. 히스토그램 평활화 기법의 단점을 보완하기 위해 소개된 알고리즘이 Plateau Equalization 이다 [2,3]. Plateau Equalization은 14bit 영상의 히스토그램이 특정 문턱값 이상인 경우 문턱값으로 변환하는 방법이다. 히스토그램 평활화 기법의 과도한 영상 변화 단점을 개선할 수는 있지만 영상의 세부정보가 표현되지 않는다. 또한, 문턱값에 따라 결과 영상이 매우 달라지기 때문에 문턱값 설정이 매우 중요하다. 히스토그램 평활화 기법을 개선하기 위해 다양한

• First Author: Jihye Joung, Corresponding Author: Jihye Joung
*Jihye Joung (jjh0107@add.re.kr), Agency of Defense Development
• Received: 2019. 05. 04, Revised: 2019. 06. 08, Accepted: 2019. 06. 08.

히스토그램 변형(Histogram modification)기법이 제안되었다. 이 중 가장 많이 알려진 Arici 의 논문에서는 효과적인 히스토그램 변형 기법을 제안하고 있다[4]. 하지만 영상의 세부정보 표현과 영상에 따라 파라미터를 설정해줘야 한다는 한계점이 있다.

영상의 세부정보 표현을 개선한 알고리즘으로 CLAHE (Contrast limited adaptive histogram equalization)가 있다[5]. CLAHE 는 영상의 세부정보를 표현하기 위해 영상을 여러 개의 블록으로 나눈 후에 동적 범위 압축을 한다. Plateau equalization과 유사한 방법으로 히스토그램 변형을 하기 때문에 영상이 과도하게 변하는 것을 막아주고 영상의 세부정보 표현이 가능하다. 하지만 각 block이 서로 다른 밝기 변환 함수를 사용하여 block artifact가 발생할 수 있으며 Plateau equalization과 같이 알고리즘의 파라미터에 영향을 많이 받는다는 단점을 가진다. 최근에도 히스토그램에 기반한 영상의 동적 범위 압축과 영상의 대조비 개선 기법들이 소개되고 있다. Bilateral 필터를 사용하여 히스토그램을 변형하는 기법, plateau equalization 기법에 2개의 문턱치를 주어 변형하는 기법 등 다양한 방법이 제안되고 있다[6,7,8]. 이러한 히스토그램 변형기법에는 영상에 대한 특성이 반영되어 영상에 따른 적응적 히스토그램 변형 기법이 필요하다.

본 논문에서는 영상 특성 분석을 통한 적응적 히스토그램 변형 기법과 영상의 세보정보 표현을 하기 위해 지역적 영상처리 기법을 제안한다. 원본 영상을 오버랩 block으로 나누어주고 오버랩 block을 특성에 맞게 분류한다. 분류된 block의 적응적 히스토그램 변형을 수행하고 밝기 변환 mapping 함수를 통해 각 block의 밝기 변환 및 동적 범위 압축을 수행한다. 그리고 제안하는 알고리즘의 성능 분석을 위해 기존 알고리즘과 결과 영상을 비교한다.

## II. Related works

본 장에서는 Arici 가 제안한 히스토그램 변형 기법에 대해 설명한다[4]. 제안하는 알고리즘은 이 장에서 소개하는 히스토그램 변형 기법을 발전시킨 적응적 히스토그램 변형 기법이다.

히스토그램 변형 기법은 히스토그램 평활화 기법을 개선하기 위한 알고리즘이다. 원본 영상의 특성을 반영하고 과도한 영상의 변화를 막기 위해 히스토그램 변형 기법을 사용한다. 히스토그램 평활화는 입력영상 히스토그램의 누적분포함수를 구하여 결가 영상의 히스토그램이 uniform 함수에 가까워지도록 하는 기법이다. 히스토그램 변형 기법은 입력 영상 히스토그램의 누적분포함수를 구하기 전 히스토그램을 목적에 맞게 변형하는 것이다. 본 논문에서는 원본 영상의 특성을 반영하고 입력영상 히스토그램의 급격한 변화를 완화시키는 방법을 사용한다. 우선 원본 영상의 특성을 반영하기 위해 아래와 같은 수식 (1)과 같이 목적함수를 구성할 수 있다[4].

$$\tilde{h} = \mathrm{argmin}_h \| h - h_i \|_2^2 + \lambda \| h - u \|_2^2 \qquad (1)$$

여기서 $h_i$는 원본 영상의 히스토그램, $u$ 는 uniform 함수, $\lambda$는 목적함수의 weighting 파라미터이다. 위 수식을 quadratic optimization problem으로 풀면, 식 (2)와 같이 표현된다.

$$\tilde{h} = \frac{1}{1+\lambda} h_i + \frac{\lambda}{1+\lambda} u \qquad (2)$$

$\lambda$가 클수록 변형된 히스토그램이 uniform 한 형태에 가까워지고 작을수록 원본 영상의 히스토그램에 가까워진다. $\lambda$가 0인 경우, 히스토그램 평활화와 같은 효과이고 $\lambda$가 무한히 커지게 되면 밝기 변환 mapping 함수가 선형 함수가 된다.

적외선 영상의 경우 동적 범위가 좁아 히스토그램에서 peak가 굉장히 높다. 따라서 히스토그램의 급격한 변화를 막아주는 roughness 함수를 추가하여 히스토그램을 변형시키는 방법을 적용한다. 식 (3)은 인접한 히스토그램의 차이를 구하는 matrix이고 식 (4)는 원본 영상의 특성과 히스토그램의 급견한 변화를 막아주는 목적함수를 구성한 것이다[4].

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \qquad (3)$$

$$\tilde{h} = \mathrm{argmin}_h \| h - h_i \|_2^2 + \lambda \| h - u \|_2^2 + \gamma \| Dh \|_2^2 \qquad (4)$$

여기서 $\gamma$는 roughness 함수 부분의 weighting 파라미터이다. 위 수식을 three-criterion problem 으로 풀면, 식 (5)와 같이 표현된다[4].

$$\tilde{h} = ((1+\lambda)I + \gamma D^T D)^{-1}(h_i + \lambda u) \qquad (5)$$

여기서 $I$는 identity matrix이다. $\gamma$를 조절하여 히스토그램의 급격한 변화를 막아줄 수 있다. Fig. 1 은 $\lambda$와 $\gamma$를 조절하여 12bit 적외선 영상의 히스토그램을 변형시킨 예이다.

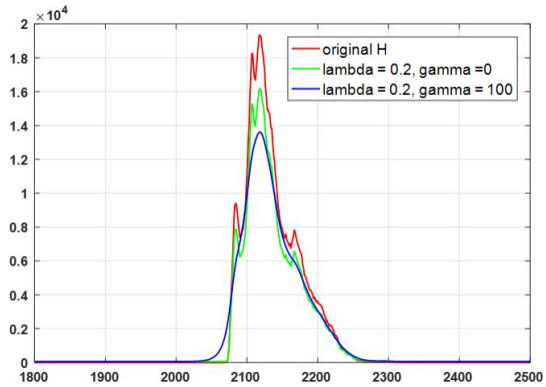



Fig. 1. Histogram modification

빨간색 선은 픽셀 bit depth가 12bit인 원본 영상의 히스토그램으로 적외선 영상이 가시광 영상보다 히스토그램이 매우 좁은 동적 범위를 가지는 것을 볼 수 있다. 초록색 선과 같이 $\lambda$를 조절하여 히스토그램의 peak를 낮출 수 있고 파란색 선과 같이 $\gamma$를 조절하여 히스토그램의 급격한 변화를 줄일 수 있다. 하지만 식 (5)의 경우 inverse matrix를 구하는 과정에서 연산 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다. 특히 적외선 영상의 경우 대부분의 픽셀 bit depth가 14bit 이다. $2^{14} \times 2^{14}$ 크기의 inverse matrix를 구하는 연산이 필요하기 때문에 실시간 처리의 어려움이 있다. 따라서 본 논문에서는 roughness 함수를 추가하는 것 대신 수식 (2)를 통해 얻은 변형된 히스토그램에 수식 (6)과 같은 가우시안 필터를 적용하여 히스토그램의 급격한 변화를 완화시키는 방법을 사용한다.

$$f(x) = e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \tag{6}$$

여기서 $\sigma$는 가우시안 함수의 표준편차이다. $\sigma$가 커짐에 따라 히스토그램의 변화를 완화시키는 효과가 커진다.

본 논문에서는 기존의 히스토그램 변형 기법을 발전시켜 영상 분석을 통한 적응적 히스토그램 변형 기법을 제안한다. 히스토그램을 변형시킬 때 사용하는 파라미터인 식 (2)의 $\lambda$와 식 (6)의 $\sigma$를 각 block의 특징에 따라 결정하는 방법을 제안한다. 또한, 영상 전체가 아닌 오버랩된 block 으로 영상을 나누어 준 후, 각 block의 분석을 통해 적응적 히스토그램 변형 기법을 수행하여 밝기 변환 함수를 구한다.

## III. The Proposed Algorithm

본 논문에서 제안하는 동적 범위 압축 알고리즘의 흐름은 다음과 같다.

영상을 오버랩된 block으로 나누어 준 후, 각 block의 특성을 분석하여 N개의 클래스로 분류한다. 클래스마다 다른 파라미터를 사용하여 각 block의 히스토그램을 변형하고 변형된 히스토그램으로 밝기 변환 mapping 함수를 만든다. 이때, block들이 서로 다른 밝기 변환 mapping 함수를 이용하기 때문에 block artifact가 발생하다. 이를 제거하기 위해 hanning window를 사용하여 block을 합쳐 결과 영상을 만든다. 다음은 오버랩 block을 분류하는 과정에 대한 상세 설명이다.

### 1. Classification of overlapped blocks

본 논문에서는 Block의 특징 분석을 하기 위해 Shannon's entropy를 사용하였다. Shannon's entropy는 영상의 불확실성(uncertainty)과 랜덤한 정도를 정량화할 수 있는 파라미터이다. 영상의 Shannon's entropy는 식 (7)과 같다[9].

$$E(I) = -\sum_{i=0}^{L-1} p_i \log_2 p_i \tag{7}$$

여기서 $I$는 영상, $p_i$는 영상의 히스토그램이다. $L$은 픽셀의 bit depth를 나타내는 값으로 픽셀의 bit depth가 8이라고 하면 $L$은 256($L = 2^8$) 이다. 영상의 entropy가 클수록 정보의 랜덤한 정도가 크므로 영상은 밝기 정보가 다양하고 복잡한 특징을 가진다. 이러한 성질을 이용하여 entropy가 작은 영상은 대조비가 작고 entropy가 큰 영상은 대조비가 큰 영상으로 평가한다[10].

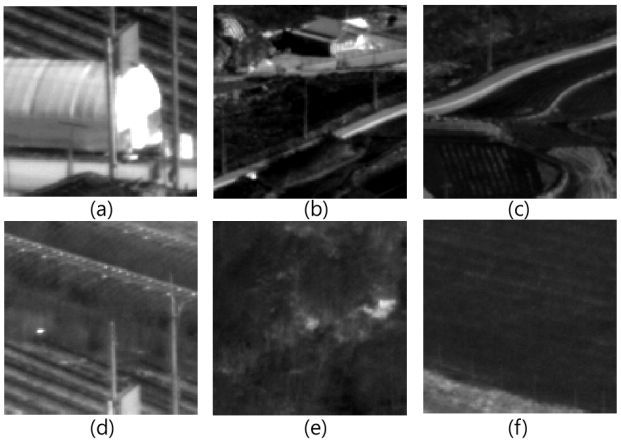



Fig. 2. Six types of block

Fig. 2 는 영상의 대조비와 entopy의 관계를 보기 위한 예로 원본 영상을 stretching mapping 하여 나타낸 것이다. Fig. 2 은 block 영상으로 (a)에서 (f) 까지 영상의 대조비가 점점 감소하는 경향을 볼 수 있다. 표 1은 (a)에서 (f)까지 block들의 entropy를 계산한 것으로 값이 줄어든 것을 볼 수 있다.

Table 1. Value of Entropy

| Type of block | (a) | (b) | (c) | (d) | (e) | (f) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Entorpy | 7.72 | 6.83 | 6.29 | 5.85 | 5.23 | 4.19 |

본 논문에서는 각 block에 서로 다른 파라미터를 적용하기 위해 entropy를 이용하여 block을 분류하는 것을 제안한다. Block을 분류하기 전 Fig. 3 와 같이 오버랩하여 block을 얻는다.

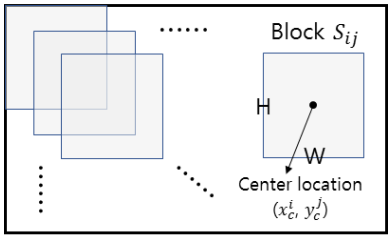
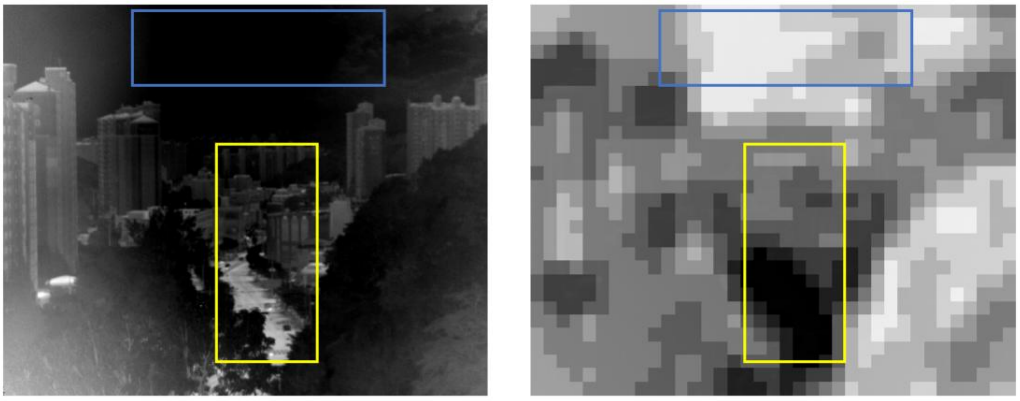



Fig. 3. overlapped block



(a) (b)

Fig. 4. Result of block classification (a) image (b) classification result

$$S_{ij} = \left\{(x,y) | x_c^i - \frac{H}{2} \le x \le x_c^i + \frac{H}{2}, y_c^j - \frac{W}{2} \le y \le y_c^j + \frac{W}{2}\right\} \quad (8)$$

식 (8)은 오버랩 block 영상을 얻는 것을 표현한 것이다. 여기서 $S_{ij}$는 block, $x^{i_c}$, $y_c^j$는 $(i,j)$ 번째 block의 중심 위치, $H$는 block의 높이, $W$는 block의 너비를 의미한다. Block $S_{ij}$의 entropy를 식 (7)을 통해 구하고 정규화한 후 분류하고자 하는 클래스의 수 만큼 나누어 분류한다.

Fig. 4 는 각 block의 entropy를 구하여 분류한 결과이다. 밝은 block일수록 entropy가 작고 어두운 block일수록 entropy가 크다. 파란색 박스 안의 영상은 하늘 부분으로 대조비와 영상의 복잡도가 작기 때문에 Fig. 4. (b)에서 block이 밝은 값을 가지는 것을 볼 수 있다. 또한, 노란색 박스 안의 영상은 영상이 복잡하고 대조비가 큰 부분이기 때문에 노란색 박스 영역의 block 이 어두운 밝기 값을 가지는 것을 볼 수 있다.

본 논문에서는 오버랩된 block 영상의 각각 entorpy 를 구하여 정규화한 후, 0~1까지 9가지의 클래스로 분류하였다. Fig. 2 의 (a), (d), (f)가 같은 영상의 block 이다. block의 분류 결과를 살펴보면 (a)의 경우 entropy가 큰 block으로 클래스 1에 해당하고 (d) 클래스 5, (f)는 entropy가 작은 block으로 클래스 9에 속한다. 다음으로는 분류한 각 block의 히스토그램을 변형하는 방법에 대하여 상세히 설명한다.

## 2. Adaptive histogram modification method

본 장에서는 block의 클래스에 따른 적응적 히스토그램 변형 기법을 제안한다. Ⅱ장에서 소개한 히스토그램 변형 기법의 식 (2)의 $\lambda$와 식 (6)의 $\sigma$를 각 block의 특징에 따라 결정하는 방법을 제안한다.

### 2.1 Adaptive weighting parameter

오버랩된 block의 특징에 따라 파라미터를 결정하기 위해 1장에서 block을 분류한 결과를 이용한다. 식 (2)의 $\lambda$와 식 (6)의 $\sigma$는 히스토그램 변형 시, 얼마만큼 변화시킬 것인지 결정하는 weighting 파라미터이다. 본 논문에서는 해당 클래스에 속하는 block을 모아 표준편차와 정규화 히스토그램의 최댓값을 구하여 식 (2)의 $\lambda$와 식 (6)의 $\sigma$를 결정하는 방법을 제안한다. $\lambda$를 결정하기 위해 각 클래스에 해당하는 영상의 표준편차를 사용한다. 표준편차가 클수록 영상에 다양한 밝기레벨이 포함되어 있기 때문에 동적 범위가 넓다. 이러한 경우 $\lambda$ 값을 줄여 밝기 변화 mapping 함수의 동적 범위를 최대한 넓게 형성해야 영상의 세부 정보 손실을 줄일 수 있다. 따라서 $\lambda$ 값은 표준편차와 반비례하도록 설정해주어야 한다. 각 클래스에 해당하는 영상의 정규화 히스토그램의 최댓값이 크다는 것은 밝기 값이 한 곳에 집중되어 있다는 의미이다. 이러한 히스토그램으로 밝기 변화 mapping 함수를 만든다면 영상의 과도한 개선을 부른다. 따라서 정규화 히스토그램의 최댓값이 큰 경우 식 (6)의 $\sigma$의 값을 키워 히스토그램의 급격한 변화를 완화시켜 줄 수 있다. 따라서 식 (9)와 같이 $\lambda$와 $\sigma$ 값을 결정한다.

$$\begin{aligned} \lambda(i) &= k_1 \max h_i \\ \sigma(i) &= k_2 \sqrt{E[(X_i - E(X_i))^2]} \quad i = 1,2,3,\ldots,K \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 $i$는 클래스 번호, $X$는 각 클래스의 영상, $k_1$과 $k_2$는 대조비를 개선하고자 하는 정도에 따라 조절해 줄 수 있다. 본 논문에서는 $k_1 = 10$, $k_2 = 500$으로 설정하였다. Entropy를 이용하여 분류한 결과인 각 클래스에 따라 block의 $\lambda$와 $\sigma$ 값이 정해진다. Fig. 2 의 여섯 개의 block들은 entropy 값에 따라 각각 다른 클래스에 속한다. 각 클래스의 $\lambda$와 $\sigma$ 값을 계산하여 적용한 결과 Fig. 5 와 같이 히스토그램이 변형된다. 여기서 사용한 block 영상은 Fig. 2 의 (a), (d), (f)이다. Fig. 5 의 (a)는 클래스 1에 속하는 entropy가 큰 block의 원본 히스토그램과 변형된 히스토그램 그래프이다. 그래프에서 파란색 선의 경우 원본 히스토그램 보다 smooth 해졌지만 그래프의 형태는 그대로 유지되는 것을 볼 수 있다. (b)는 클래스 5에 속하는 block의 원본 히스토그램과 변형된 히스토그램 그래프이다. 그래프에서 파란색 선이 smooth 해지고 높이가 낮아진 것을 볼 수 있다. 그래프 (a)와 다르게 원본 히스토그

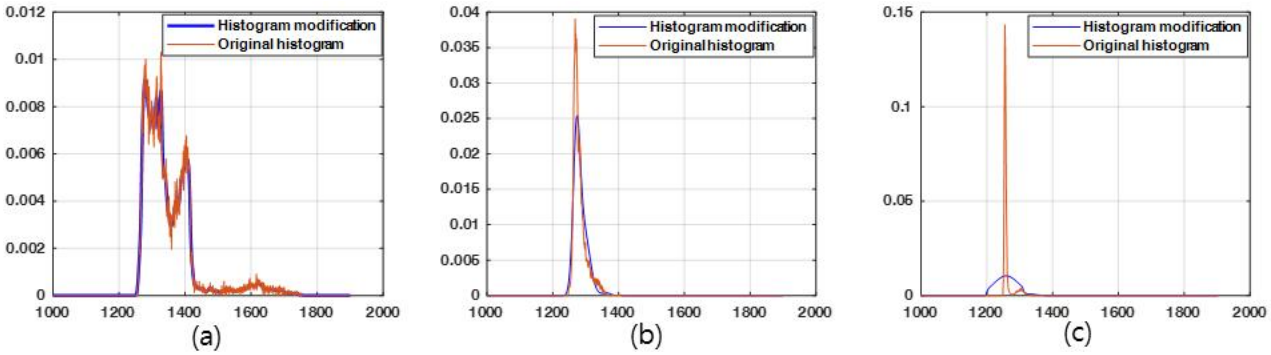



Fig. 5. Histogram modification of blocks (a) Histogram modification of Fig.1.(a) (b) Histogram modification of Fig.1.(d) (c) Histogram modification of Fig.1.(f)

램 보다 peak가 낮아진 것은 원본 히스토그램의 최댓값의 영향을 받는 $\lambda$ 값이 커졌기 때문이다. 또한 클래스 1 보다 클래스 5가 표준편차가 작기 때문에 $\sigma$ 값이 커져 히스토그램 형태의 smooth된 정도가 상대적으로 크다. 다음으로 (c)는 클래스 9에 속하는 entropy가 가장 낮은 block의 원본 히스토그램과 변형된 히스토그램 그래프이다. 원본 히스토그램의 최댓값을 보면 (a), (b) 그래프와 비교했을 때 값이 매우 큰 것을 볼 수 있다. 따라서 $\lambda$ 값이 커져 변형된 히스토그램의 높이가 줄어든 것을 볼 수 있다. 또한 클래스 9에 속하는 block들의 표준편차가 작기 때문에 $\sigma$ 값이 커져 히스토그램의 형태도 넓은 가우시안 형태로 변한 것을 볼 수 있다. Fig. 5 와 같이 변형된 히스토그램을 사용하여 밝기 변환 mapping 함수를 만들어 적용한 결과 영상이 Fig. 6 이다. Fig. 6 (a), (b), (c)는 해당 block 영상의 히스토그램 평활화 결과 영상이고 (d), (e), (f)는 Fig. 5 의 변형된 히스토그램을 사용하여 얻은 결과 영상이다. 첫 번째 열의 영상은 클래스 1에 속하는 영상으로 (a)와 (d)가 유사한 결과를 보인다. 두 번째 열의 영상은 클래스 5에 속하는 영상이다. (b)와 (e)를 비교해보면 (b) 영상의 개선 정도가 좀 더 과도한 것을 볼 수 있다. 세 번째 열의 영상은 클래스 9에 속하는 영상이다. (c)를 보면 영상이 과도하게 개선되어 노이즈가 많아진 것을 볼 수 있다. (f)의 경우 Fig. 5의 변형된 히스토그램을 사용하였기 때문에 노이즈는 줄었지만 영상의 세부정보는 표현된 것을 볼 수 있다. 각 block의 특성을 클래스로 구분하여 적응적 히스토그램 변형을 수행하였기 때문에 Fig 6의 (d), (e), (f) 와 같이 과도한 개선을 줄이고 대조비를 향상 시킬 수 있다.

앞 서 설명한 적응적 히스토그램 변형 기법을 통해 변형된 히스토그램의 누적분포 함수를 구한다. 누적분포 함수는 각각 오버랩된 block의 밝기 변환 mapping 함수로 이용하며 이를 통해 픽셀의 밝기 변환을 한 후 block을 다시 합쳐 결과 영상을 만든다. 다음 장에서는 block artifact를 제거하면서 결과 영상을 만드는 방법에 대해 설명한다.

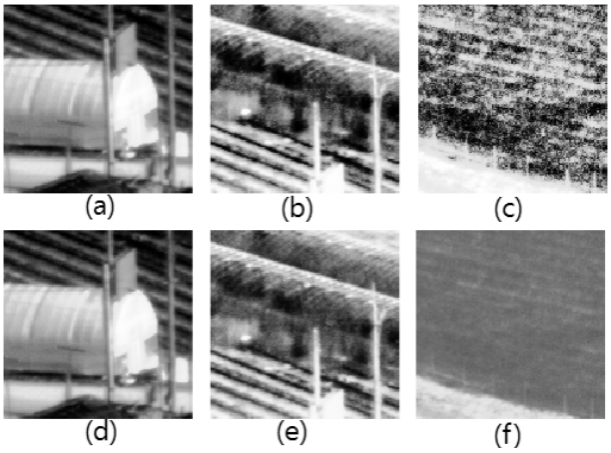



Fig. 6. Result of dynamic range compression

## 3. Reduction of Block artifcact

오버랩된 block 영상들은 각각 다른 밝기 변화 매핑 함수로 동적 범위 압축을 수행한다. 따라서 영상을 단순히 오버랩하여 합쳐줄 경우 Fig. 7 (a)와 같이 block artifact 가 발생한다. 이러한 block artifact를 제거하기 위해 본 논문에서는 hanning 윈도우를 사용한다. Hanning window는 영상 압축 기법에서 많이 사용하는 방법으로 간단하게 영상의 block artifact를 제거해줄 수 있다. 식 (10)은 2차원 hanning 윈도우를 구하는 식이다[11].

$$w_n = 0.5 \times (1 - \cos(\frac{2\pi n}{N})), 0 \le n \le N$$
$$W = w^T w \qquad (10)$$

여기서 $w$는 1차원 hanning 윈도우, $N$은 윈도우의 크기, $W$는 2차원 hanning 윈도우이다. 윈도우 크기 $N$은 block의 크기와 같도록 하며 각 block에 hanning 윈도우를 곱하며 영상을 합칠 때는 오버랩되는 횟수만큼 나누어준다. Fig 7의 (b)가 hanning 윈도우를 사용하여 block artifact를 제거한 결과 영상이다.

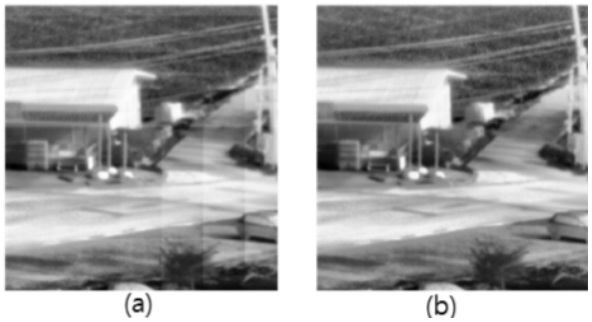



Fig. 7. (a) Example of block artifact
(b) Result of reduction block artifact

본 논문에서 제안하는 동적 범위 압축 알고리즘을 정리해 보면 아래와 같다.

1. 원본 영상을 오버랩 block으로 나누어준다.
2. 오버랩 block의 enropy를 구하여 block을 분류한다.
3. 분류된 block의 특성을 분석하여 adaptive weighting 파라미터를 구하여 히스토그램 변형을 수행한다.
4. 밝기 변환 mapping 함수로 사용할 변형된 히스토그램의 누적분포함수를 구한다. 밝기 변환 mapping 함수를 통해 각 block의 밝기 변환 및 동적 범위 압축을 수행하다.
5. 오버랩된 block에 hanning window를 적용하여 block artifact를 제거하고 결과 영상을 구한다.

다음 장에서는 실제 영상에 제안하는 동적 범위 압축 알고리즘을 적용한 결과를 분석한다.

## IV. Experimental Result

제안하는 동적 범위 압축 알고리즘을 검증하기 위해 실제 획득한 원거리 영상을 사용하였다. 사용한 원본 영상은 원거리(10km 이상)에서 획득한 중적외선 영상으로 픽셀의 bit depth는 12bit, 영상의 크기는 1024×1280 이다. 제안하는 동적 범위 알고리즘을 이용하여 원본 영상에서 bit depth 8bit 영상으로 동적 범위를 압축하였다. 오버랩 block의 크기는 128×128 이며 오버랩 영역은 block 크기의 1/4로 32 이다. 오버랩된 영상은 entropy에 따라 클래스를 총 9개로 분류하였다.

제안하는 알고리즘의 성능을 분석하기 위해 기존 알고리즘인 GHE (Global histogram equalization), PHE (Global plateau histogram equalization), GHM (Global histogram modification), CLAHE (Contrast limited adaptive histogram equalization) 의 결과 영상과 비교하였다. Fig. 8 의 (a)는 12bit 원본 영상으로 적외선 영상의 형체를 볼 수 있으며 범위가 좁아 영상의 세부정보도 볼 수 없다. (b)는 GHE를 적용하여 동적 범위를 압축한 영상으로 대조비는 뚜렷하지만 영상의 세부정보의 손실이 심하다. (c)의 경우 PHE를 적용한 결과로 (b)보다 과도한 개선은 줄어들었지만 영상의 세부정보의 손실은 비슷하다. (d)의 경우 GHM을 적용한 결과 영상으로 (c) 보다 균일해진 것을 볼 수 있지만 영상의 세부정보 손실은 심하다. (e) CLAHE 결과 영상으로 원본 영상을 block으로 나눠 지역적 동적범위 압축을 수행한 결과이다. 앞 선 알고리즘의 결과보다 세부정보 표현이 뛰어나다. (f)는 제안하는 알고리즘을 적용

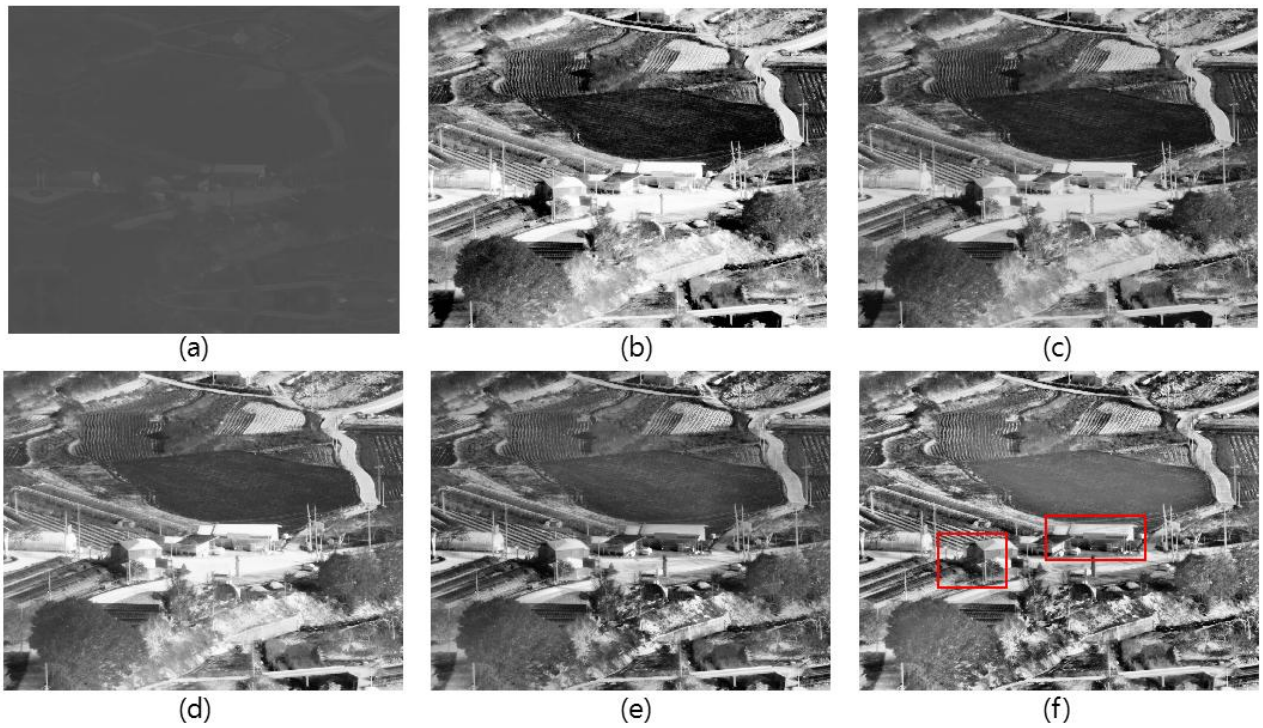



Fig. 8. Result image (a) Original image (b) HE (c) PHE
(d) GHM (e) CLAHE (f) Proposed algorithm

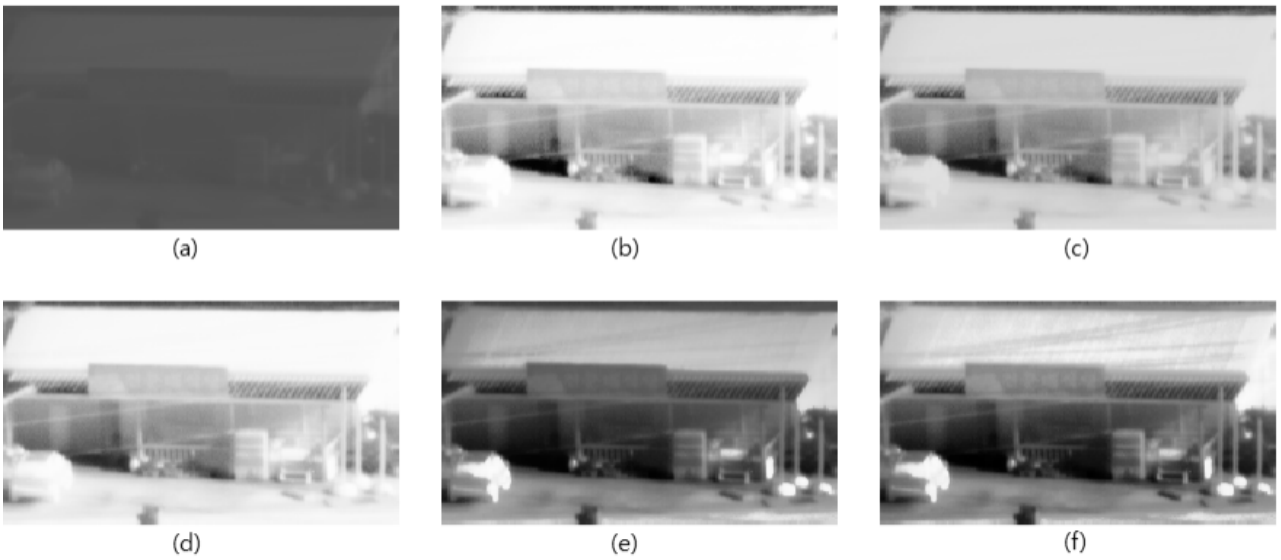



Fig. 9. Result image (a) Original image (b) HE (c) PHE (d) GHM (e) CLAHE (f) Proposed algorithm

한 결과 영상으로 (e) 보다 영상이 균일하며 세부정보 표현이 뛰어난 것을 볼 수 있다.

Fig. 9 와 Fig. 10 은 알고리즘의 성능을 확인하기 위해 Fig8 (f)의 빨간색으로 표시한 부분을 확대한 영상이다. Fig. 9 의 (a), (b), (c), (d) 는 동적 범위 압축 시 지역적 특성을 고려하지 않았기 때문에 영상의 세부정보의 손실이 심한 것을 다시 확인 할 수 있다. CLAHE 결과 인 (e) 와 제안하는 알고리즘 결과인 (f) 는 영상의 세부 정보 표현이 우수하며 간판의 글씨 "천문대식당"을 인지할 수 있다. 또한, (e) 보다 (f)에서 지붕 위의 전선이 좀 더 뚜렷하게 나타나는 것을 볼 수 있다. CLAHE 와 제안하는 알고리즘을 비교하기 위해 Fig 10 의 영상을 분석해 보았다. CLAHE 알고리즘 결과인 (a) 영상은 그림자에 가린 부분의 세부정보 손실이 심하지만 제안하는 알고리즘 결과인 (b)의 경우 전선과 비닐하우스 프레임의 세부정보 표현이 뛰어난 것을 볼 수 있다.

Fig. 10. Result image (a) CLAHE (b) Proposed algorithm

## V. Conclusions

본 논문에서는 적외선 영상의 동적 범위 압축 알고리즘을 제안한다. 기존의 히스토그램에 기반한 동적 법위 압축 기법인 히스토그램 변형 기법을 개선시킨 방법이다. 기존 알고리즘의 한계점이 영상의 세부정보를 표현하기 위해 영상을 오버랩된 block으로 나누어 지역적 동적 압축을 수행하였다. 또한, 기존 히스토그램 기반 동적 범위 압축 알고리즘의 단점인 과도한 개선을 보완하기 위해 원영상의 특징을 분석하여 적응적 히스토그램 변형 기법을 제안하였다. 원 영상 특징 분석을 위해 Shannon's entropy를 이용하여 각 block의 특성을 분석하여 9개의 클래스로 분류한다. 적응적 히스토그램 변형을 위해 각 클래스를 분석하여 weighted 파라미터를 설정할 수 있도록 하였다. 마지막으로 block들이 서로 다른 밝기 변환 mapping 함수로 동적 범위 압축을 하기 때문에 block artifact가 발생한다. 이때, hanning window를 사용하여 block artifact를 제거할 수 있었다. 제안하는 알고리즘을 실제 적외선 영상에 적용하여 기존 알고리즘 결과와 비교하여 영상 세부정보 표현 및 대조비 개선 성능을 확인하였다. 제안하는 알고리즘에서 block으로 영상을 나눌 때 block의 크기가 알고리즘 성능에 영향을 미친다. 영상의 특성에 따라 block의 크기를 자동적으로 정해줄 수 있는 추가 연구가 필요할 것이다.

## REFERENCES

[1] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, "Digital Image Processing, second ed.," Prentice Hall, New Jersey, 2003.

[2] Zongwei Lu, "Recursive Plateau Histogram Equalization for the Contrast Enhancement of the Infrared Images," International Proceedings of Computer Science & Information Tech, Vol. 53, p 439. 2012.

[3] V.E. Vickers, "Plateau equalization algorithm for real-time

display of high quality infrared imagery,", Opt. Eng. 35, pp. 1921-1926, 1996
[4] Tarik Arici, "A Histogram Modification Framework and Its application for Image Contrast Enhancement," IEEE Trans. Image Processing, Vol. 18, No. 9, pp. 1921-1935, 2009.
[5] Zuiderveld, Karel. "Contrast Limited Adaptive Histograph Equalization." Graphic Gems IV. San Diego: Academic Press Professional, pp. 474-485, 1994.
[6] Cheng FC, Huang SC, "Efficient histogram modification using bilateral bezier curve for the contrast enhancement," J Disp Technol, Vol. 9, No. 1, pp. 44-50, 2013.
[7] Y. Lai, P. Tsai, C. Yao, S. Ruan, "Improved local histogram equalization with gradient-based weighting process for edge preservation," Multimedia Tools Appl.76, pp.1585-1613, 2017.
[8] K. Liang, Y. Ma, Y. Xie, B. Zhou, R. Wang, "A new adaptive contrast enhancement algorithm for infrared images based on double plateaus histogram equalization," Infrared Phys. Technol. 55, pp. 309-315, 2012.
[9] Tsai, D.Y, Lee Y, "Information entropy measure for evaluation of image quality," J. Dig. Imaging 2008, 21, 338-347.
[10] Yoo, J.H, Ohm, S.Y, Chung, M.G, "Brightness Preservation and Image Enhancement Based on Maximum Entropy Distribution," In Convergence and Hybrid Information Technology Springer Berlin/Heidelberg, Germany, pp. 365-372, 2012.
[11] Kim JH, Jang WW, Park JH, Yang HG, Kang BS, "Algorithm to prevent Block Discontinuity by Overlapped Block and Hanning Window," Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 11, No. 9, 1650-1657, 2007.
[12] Chen SD, Ramli AR, "Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement," IEEE Trans Consum Electron,Vol. 49, No. 4, pp. 1310-1319, 2003.
[13] Kim YT "Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization," IEEE Trans Consum Electron, Vol. 43, No. 1, pp. 1-8, 1997.

## Authors

Jihye Joung received the B.S., and M.S. degrees in Electrical Engineering from Ewha Womans University, Korea, in 2012 and 2014. Jihye Joung joined Agency of Defense Development in 2014. She is currently a researcher. She is interested in image processing.