

논문 2015-52-11-7

급격한 조명 변화에 강건한 동영상 대조비 개선 방법

(Robust Method of Video Contrast Enhancement for Sudden Illumination Changes)

박진욱*, 문영식**

(Jin Wook Park and Young Shik Moon[Ⓒ])

요약

동영상 대조비 개선 과정에서 단일 영상을 위해 연구된 대조비 개선 방법들을 사용할 수 있지만, 동영상의 연속성이 고려되지 않으면 원본 동영상에 없는 깜박임을 야기할 수 있다. 또한 동영상의 연속성을 고려하는 경우, 깜박임은 억제할 수 있지만 연속성 때문에 조명의 급격한 변화할 때 불필요한 페이드인/아웃(fade-in/out) 현상이 발생하는 단점이 발생할 수 있다. 본 논문에서는 깜박임과 페이드인/아웃 현상 없이 동영상의 대조비를 개선하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 Fast Gray-Level Grouping(FGLG)를 사용하여 각 프레임의 대조비를 개선하고, 깜박임을 억제하기 위해 Exponential smoothing 필터를 사용한다. 불필요한 페이드인/아웃 현상을 억제하기 위해서는 S형 함수로 Exponential smoothing 필터의 평활화 비율을 프레임 별로 적응적으로 계산하여 적용한다. 실험에서 제안하는 방법과 기존의 방법들은 6가지 측정 기준을 적용하여 성능을 비교 및 분석한다. 실험 결과, 제안하는 방법은 영상 형태 보존을 측정하는 MSSIM과 깜박임을 측정하는 Flickering score에서 정량적으로 가장 높은 결과를 보여주었으며, 시각적인 품질 비교를 통해 조명 변화에 따른 적응적인 개선을 정성적 결과로 입증하였다.

Abstract

Contrast enhancement methods for a single image applied to videos may cause flickering artifacts because these methods do not consider continuity of videos. On the other hands, methods considering the continuity of videos can reduce flickering artifacts but it may cause unnecessary fade-in/out artifacts when the intensity of videos changes abruptly. In this paper, we propose a robust method of video contrast enhancement for sudden illumination changes. The proposed method enhances each frame by Fast Gray-Level Grouping(FGLG) and considers the continuity of videos by an exponential smoothing filter. The proposed method calculates the smoothing factor of an exponential smoothing filter using a sigmoid function and applies to each frame to reduce unnecessary fade-in/out effects. In the experiment, 6 measurements are used for the performance analysis of the proposed method and traditional methods. Through the experiment, it has been shown that the proposed method demonstrates the best quantitative performance of MSSIM and Flickering score and show the adaptive enhancement under sudden illumination change through the visual quality comparison.

Keywords : image processing, contrast enhancement, flickering artifacts, exponential smoothing, histogram grouping

* 학생회원, ** 평생회원, 한양대학교 컴퓨터공학과
(Department of Computer Science and Engineering
Hanyang University)

Ⓒ Corresponding Author(E-mail: ysmoon@hanyang.ac.kr)

※ 이 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2012002464).

Received ; August 18, 2015 Revised ; October 1, 2015

Accepted ; October 28, 2015

I. 서론

대조비 개선은 영상 처리 분야에서 중요한 역할을 차지하는 기법 중 하나로 디지털 사진, 의학 영상 분석, 저조도 영상 분석 그리고 신호처리 시각화 등에서 다양하게 사용되고 있다. 영상이나 동영상에서 대조비가 악화되는 원인은 사용되는 기기 자체의 낮은 영상 품질,

사용자의 전문 지식 부족 그리고 외부의 조명 조건이나 촬영 시각 등으로 다양하게 나타날 수 있다. 이런 원인들은 전체 명도 영역 중 사용되지 않는 영역을 야기한다. 그 결과 이렇게 획득된 영상이나 동영상은 획득된 장면의 모든 세밀한 부분을 표현할 수 없게 된다. 대조비 개선의 주된 목적은 이런 문제점을 제거하여 시각적으로 자연스럽고 풍부한 정보를 재현하는 것이다.

대조비 개선 방법은 크게 직접적인 방법^[1,2]과 간접적인 방법^[3,4]의 대조비 연구 방식으로 구분될 수 있다. 직접적인 방법은 대조비 측정 방법을 정의하고 반복적인 측정 과정을 통해 최적 대조비 개선 결과를 찾는다. 간접적인 방법은 대조비 측정 없이 영상에서 사용되지 않은 동적 범위를 이용하여 대조비를 개선한다. 대부분의 연구들은 간접적인 방법에 속한다. 간접적인 방법들은 몇 가지 부분적인 기법들로 분할되는데 대표적으로 고주파와 저주파 신호를 분리하는 기법, 히스토그램 수정 기법 그리고 변환함수 기반 기법 등이 있다. 이 중에서 가장 많이 사용되는 방법은 단순하면서 직관적인 히스토그램 수정 기법이다. 히스토그램 수정 기법들은 크게 전역적인 히스토그램 개선(Global histogram enhancement, GCE) 방법과 지역적인 히스토그램 개선(Local histogram enhancement, LCE) 방법이 있다. 전역적인 히스토그램 개선 방법의 대표적인 예로는 히스토그램 평활화(Histogram equalization)이 있고 평균 밝기를 유지하면서 수행되는 이중 히스토그램 평활화(Bi-histogram equalization)^[5] 등이 있다. 전역적인 방법의 경우 빠른 수행 속도와 단순한 과정이라는 장점을 지니고 있지만, 노이즈에 취약하고 히스토그램에 큰 봉우리가 존재할 경우 자연스러운 대조비 개선이 어렵다는 단점을 지닌다. 지역적인 히스토그램 개선 방법으로는 가우시안 저주파 필터를 사용하여 히스토그램 상의 큰 봉우리를 억제하는 방법^[6] 등이 있다. 지역적인 방법은 노이즈와 큰 봉우리 여부에 강건하다는 장점을 지니고 있지만, 전역적인 방법에 비해 알고리즘이 복잡하고 속도가 느리다는 단점이 존재한다. 이런 기존 방법에서 벗어난 방법으로는 Chen이 제안한 GLG(Gray Level Grouping) 방법^[7]이 있다. GLG는 히스토그램 그룹화 과정을 통해 지역적인 히스토그램 개선 방법을 적용하고, 대조비 측정을 통하여 최적의 결과를 자동적으로 계산한다. Chen은 실시간 활용을 위해 대조비 측정 과정을 적절하게 적용한 FGLG(Fast

Gray Level Grouping)도 제안하여 빠른 수행 속도 또한 보장하였다.

단일 영상의 경우 FGLG는 높은 수준의 대조비 개선 결과를 보여주지만, 동영상과 같은 연속적인 영상의 대조비 개선에서는 깜박임 현상을 발생 시킬 수 있다. 원본 동영상에서 연속적으로 유사한 장면들은 대조비가 개선된 뒤에도 여전히 그 유사한 속성이 유지되어야 한다. 그러나 FGLG의 그룹화 과정은 입력 영상들의 연속적인 평균 밝기를 고려하지 않고, 각각의 프레임 별 미묘한 히스토그램의 변화에 반응하여 변환 함수를 계산한다. 그리고 이 과정이 원본 동영상의 밝기 변화량과 개선된 영상의 밝기 변화량 사이에 차이를 야기하면서 시청자들은 깜박임 현상을 감지하게 된다.

Yang^[8]은 FGLG의 깜박임 문제를 해결하기 위해 현재 프레임의 대조비를 개선할 때, 대조비가 개선된 이전 프레임을 함께 사용하여 프레임 간 밝기 변화량의 연속성을 유지하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 FGLG 개선이 야기하던 연속적으로 유사한 프레임 간에 급격한 명도 변화를 억제하여 깜박임 현상을 효과적으로 억제하였다. 그러나 Yang의 방법은 조명이 급격하게 변하는 구간, 예를 들어 비디오에서 장면이 바뀌는 순간에는 변화된 장면에 맞게 밝기 값을 적용해야 함에도 불구하고, 이전 프레임의 밝기 값에 대한 연속성을 여전히 유지하여 대조비 개선 반응 시간을 더디게 지연시키는 문제점을 발생시켰다.

제안하는 방법은 비디오 대조비 개선 과정에서 깜박임 현상을 억제하면서 동시에 급격한 밝기 변화 구간에서도 대조비 개선 반응 시간을 빠르게 수행하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 깜박임 현상을 억제하기 위해 Exponential smoothing filter(이하 ES필터)를 사용한다. 그리고 밝기 변화가 급격히 일어나는 구간에서는 대조 개선 속도를 증가시키기 위해 동영상 각 프레임 별 평균 밝기 값의 변화량을 사용하여 ES필터의 평활화 비율(Smoothing factor)을 자동적으로 조절한다. 본 논문의 II장에서는 제안하는 알고리즘을 설명하기 위해 GLG, FGLG, ES필터 그리고 본 논문에서 제안하는 핵심적인 알고리즘인 평활화 비율을 자동적으로 추정하는 방법에 대해서 순서대로 기술한다. III장에서는 제안하는 방법과 다른 방법들을 실험을 통해 비교 및 분석한다. 마지막으로 IV장에서는 결론을 맺는다.

II. 본 론

제안하는 방법은 FGLG를 사용하여 프레임 별 자동적인 대조비 개선을 수행하면서 동시에 ES필터를 적용하여 개선에서 발생하는 깜박임 효과를 억제한다. 그리고 급격한 조명 변화 구간에서는 ES필터의 평활화 비율을 적응적으로 계산하여 조명 변화에 적절하게 대조비 개선을 수행한다. 제안하는 방법의 전체적인 수행 과정을 설명하기 위하여 먼저 FGLG에 대해서 설명하고 다음으로 ES필터에 대해서 설명한다. 그리고 제안하는 방법의 핵심인 ES필터의 평활화 비율 계산 방법에 대해서 설명한다. FGLG는 입력 영상의 히스토그램을 적절한 개수의 그룹으로 분할한 다음 변형 함수를 생성한다. 이때, ES필터는 분할된 각각의 히스토그램 그룹이 연속적인 프레임에서 그룹의 최솟값과 최댓값의 범위가 갑작스럽게 변동하지 않도록 평활화 필터 같은 역할을 수행하게 된다. 이때, ES필터의 평활화 비율에 따라 이전 프레임들을 어느 정도 비율로 고려하여 현재 프레임에 적용할 것인지가 결정된다. 가령, 이전 프레임들을 전혀 고려하지 않는다면 ES필터링 후의 결과는 기본 FGLG와 완전히 동일한 방법으로 동작하게 된다. 그림 1은 위에서 설명된 제안하는 방법의 전체적인 흐름도를 보여준다. 제안하는 방법으로 프레

임 t 의 대조비를 개선하는 과정에서는 먼저 히스토그램 그룹화가 일어나고, 다음으로 프레임 $t-1$ 과 프레임 t 의 평균 밝기 값을 이용하여 S형 함수로 ES필터의 평활화 비율을 추정하여 적용함으로써 ES필터를 수행하고 변환 함수를 생성하게 된다. 주목할 점은 ES필터의 평활화 비율을 프레임 $t-1$ 과 프레임 t 를 사용하여 적응적으로 추정함으로써 두 프레임 사이에서 발생하는 급격한 조명의 변화에도 강건하게 ES필터 작업이 수행된다는 점이다.

1. Gray Level Grouping

GLG는 Chen에 의해 2006년에 제안된 대조비 제안 방법으로 단일 영상에 대해 자동적으로 최적의 대조비를 계산하는 특징을 가지고 있다. GLG는 대조비 개선을 위한 변환함수를 계산하기 위해서, 입력 영상의 히스토그램을 그룹화(Grouping)하는 과정을 거친다. GLG는 다음과 같이 수행된다.

단계 1: 단일 입력 영상의 히스토그램 $H(k)$ 를 계산한다. 이때, $k = 0, 1, \dots, M-1$ 이고 M 은 그레이레벨을 의미한다.

단계 2: $H(k) \neq 0$ 인 bin을 $G_n(i) = H(k)$ 로 할당한다. 이때, $i = 1, 2, \dots, n$ 이고, n 은 $H(k) \neq 0$ 인 bin의 총 개수이다.

단계 3: $G_n(i)$ 의 왼쪽 한계 값 $L_n(i)$ 과 오른쪽 한계 값 $R_n(i)$ 을 각각 $L_n(i) = R_n(i) = k$ 로 초기화한다.

단계 4: 그룹화를 수행한다. 가장 값이 작은 $G_n(i)$ 을 찾은 다음, $G_n(i)$ 의 왼쪽에 있는 $G_n(i-1)$ 과 $G_n(i)$ 의 오른쪽에 있는 $G_n(i+1)$ 중 크기가 작은 그룹을 $G_n(i)$ 와 합쳐서 하나의 그룹으로 만들고, 총 그룹은 $G_{n-1}(i)$ 이 된다. 이때, $i = 1, 2, \dots, n-1$ 이다. 그룹화에 대한 구체적인 과정은 다음과 같다.

$$G_{n-1}(i) \begin{cases} G_n(i), & \text{for } i = 1, 2, \dots, i' - 1 \\ a + b, & \text{for } i = i' \\ G_n(i + 1), & \text{for } i = i' + 1, i' + 2, \dots, n - 1 \end{cases}$$

이때,

$$a = \min G_n(i), \quad b = \min G_n(i_a - 1), \quad G_n(i_a + 1)$$

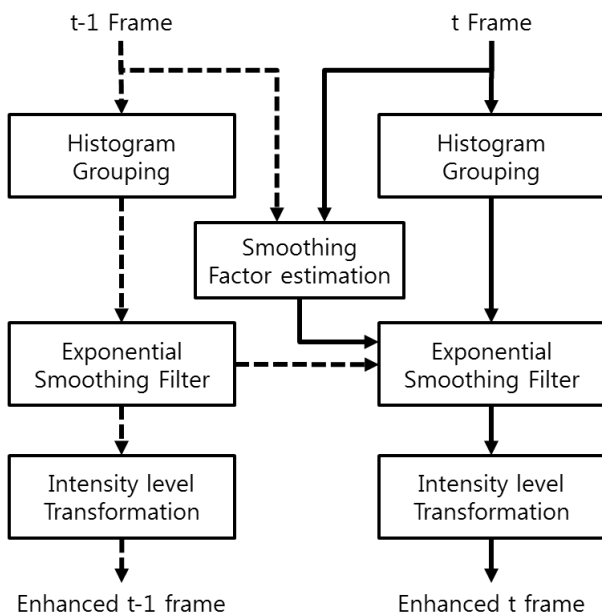


그림 1. 제안하는 방법의 흐름도
Fig. 1. Flow chart of the proposed method.

$$i' = \begin{cases} i_{a-1}, & \text{for } G_n(i_{a-1}) \leq G_n(i_a + 1) \\ i_a, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$L_{n-1}(i) = \begin{cases} L_{n-1}(i), & \text{for } i = 1, 2, \dots, i' \\ L_{n-1}(i+1), & \text{for } i = i' + 1, i' + 2, \dots, n-1 \end{cases}$$

$$R_{n-1}(i) = \begin{cases} R_{n-1}(i), & \text{for } i = 1, 2, \dots, i' \\ R_{n-1}(i+1), & \text{for } i = i' + 1, i' + 2, \dots, n-1 \end{cases}$$

단계 5: 단계 4를 $G_1(1)$ 까지 반복하면서 각각의 $G_{n-1}(i)$ 마다 $G_{n-1}(i)$ 의 그룹들로 변환함수 $T_{n-1}(k)$ 를 생성한다.

단계 6: $T_1(k)$ 부터 $T_{n-1}(k)$ 까지 각각의 변환함수를 사용하여 $n-1$ 개의 개선된 결과 영상들을 생성하고 비용함수로 최적의 결과 영상을 선별한다.

2. Fast Gray Level Grouping

FGLG는 GLG의 5 단계 과정에서 $n-1$ 번의 변환함수 생성 및 비용함수 계산 과정의 복잡도를 감소시키기 위해 Chen에 의해 제안되었다. 상대적으로 낮은 조명에서 인간의 눈이 갖는 가시 범위는 백만(약 2^{20}) 정도이다. FGLG는 히스토그램을 20개 그룹으로 분할하는 $G_{20}(i)$ 만 사용하여 변환 함수를 생성하고 영상을 개선한다. 따라서 기본 GLG에 비해서 빠른 수행 속도를 보장한다.^[7]

3. ES필터

FGLG는 단일 영상 기반의 대조비 개선 알고리즘으로 연구되었지만, 동영상 대조비 개선에도 사용이 가능하다. 그러나 매 프레임 별 수행하는 그룹화 과정에서 히스토그램의 미묘한 변화에 큰 영향을 받는 단점이 존재한다. 원본 동영상의 연속적인 프레임 사이에는 히스토그램의 변화가 거의 없는 유사한 영상임에도 불구하고, 그룹화로 나뉘는 각각의 그룹들은 프레임 별로 그 범위가 다르게 계산된다. 그 결과 유사한 프레임에도 불구하고 변환 함수가 조금씩 다르게 생성되어 원본 동영상에는 존재하지 않던 깜박임 문제가 발생하게 된다. 비디오 개선 과정에서 발생하는 깜박임 문제는 이전에도 연구되어온 문제 중 하나인데^[9], 본 논문에서 제안하는 방법과 유사한 구조에서 야기되는 깜박임 문제를 해

결하기 위해 Yang은 FGLG의 그룹화 과정에서 발생하는 민감도를 감소시키기 위하여 이전 프레임에서 계산된 그룹들을 참조하여 현재 프레임에서 계산된 그룹들을 보정하는 방법을 제안하였다. Yang이 제안한 그룹 보정 방법은 일종의 저대역 필터(Low pass filter)방식으로 ES필터와 유사한 동작을 수행한다. ES필터는 Brown^[10]에 의해 제안되었으며, Holt^[11]와 Winters^[12]가 확장시켜 현재까지도 다양한 분야에서 널리 활용되는 알고리즘으로, 연속적인 신호를 예측하는 과정에서 과적합(Over fitting)을 효과적으로 억제하는 알고리즘이다. 식 (1)은 ES필터를 나타낸다.

$$s_t = \alpha x_t + (1 - \alpha)s_{t-1}, \quad \text{for } (0 < \alpha < 1, 1 \leq t, s_0 = x_0) \quad (1)$$

식 (1)에서 α 는 평활화 비율, x_t 는 시간 t 에 관측된 신호, s_t 는 시간 t 에 평활화 된 통계치를 의미한다. 제안하는 방법에서는 FGLG를 통해 히스토그램에서 계산된 20개의 각 그룹 별 왼쪽과 오른쪽 값이 시간 축에 따라 연속적인 신호라고 가정한다. 그리고 각 그룹 별 왼쪽과 오른쪽 값을 시간 축 상에서 평활화 함으로써 연속적인 영상들의 변환 함수에 연관성을 고려한다. 식 (2)는 제안하는 방법에서 사용된 방법을 보여준다.

$$\begin{aligned} f(L_t^i) &= \alpha L_t^i + (1 - \alpha)f(L_{t-1}^i), \\ f(R_t^i) &= \alpha R_t^i + (1 - \alpha)f(R_{t-1}^i), \\ \text{for } (0 < \alpha < 1, 1 \leq t, 1 \leq i \leq 20, \\ f(L_0^i) &= L_0^i, f(R_0^i) = R_0^i \end{aligned} \quad (2)$$

식 (2)에서 α 는 평활화 비율, t 는 t 번째 프레임, L_t^i 는 t 번째 프레임에서 i 번째 그룹의 왼쪽 한계 값, R_t^i 는 t 번째 프레임에서 i 번째 그룹의 오른쪽 한계 값을 의미한다.

4. 자동적인 ES필터의 평활화 비율 추정 방법

자동적인 ES필터의 평활화 비율 추정은 본 논문에서 제안하는 핵심적인 알고리즘이다. 제안하는 알고리즘은 동영상의 급격한 조명 변화 상황에서 효과적으로 대조비를 개선하면서 동시에 노이즈를 억제함으로써, 기존 방법들에서 발생하는 문제를 효과적으로 해결할 수 있다. 기존의 방법들 중 Yang의 방법은 FGLG에 ES필터를 적용하여 FGLG가 야기하는 깜박임 문제를 효과적으로 억제하면서 동시에 FGLG의 대조비 개선 성능을 동영상 개선에 적용할 수 있었다. 이때, ES필터는 평활

화 비율을 통해 현재 프레임과 이전 프레임에 적용할 가중치의 정도를 결정하게 된다. 깜박임 문제를 해결하기 위해서는 현재 프레임보다 이전 프레임들에 더 높은 가중치를 부여할 필요가 있다. 식 (2)에서 평활화 비율 α 를 0.1정도로 조절하면 매우 효과적으로 깜박임 현상을 제거할 수 있게 된다. 그러나 이렇게 이전 프레임들에 가중치를 주게 되면 동영상의 밝기가 급격히 변하는 구간에서는 새로운 장면의 밝기 값에 맞추어 대조비 개선이 수행되어야 함에도 불구하고, 이전 장면들의 밝기 값 영향으로 대조비 개선 과정이 상대적으로 느리게 진행된다. 동영상에서 상대적으로 느린 대조비 개선 과정은 점진적인 밝기 변화가 없는 구간에서도 페이드인/아웃 현상을 야기하기 때문에 결과적으로 개선 결과가 시각적으로 원본 영상을 왜곡하게 된다. 이 과정에서 ES 필터에 사용되는 평활화 비율과 ES필터 수행을 위해, 이전 프레임에서 계산된 결과를 함께 사용하게 된다. 주목할 부분은 급격한 조명 변화에도 ES필터의 빠른 반응 속도를 유지하기 위하여 ES필터의 평활화 비율을 계산하는 과정이다. 평활화 비율은 이전 프레임의 평균 밝기 값과 현재 프레임의 평균 밝기 값을 사용하여 계산된다. 식 (3)은 제안하는 방법에서 평활화 비율을 추정하는 과정을 나타내고 있다.

$$\text{Smoothing Factor} = \max(0.9 - w, 0.1), \quad (3)$$

$$w = \frac{0.8}{1 + e^{(\alpha - |m_1 - m_2|)}}, \quad (4)$$

식 (3)에서 평활화 비율은 0.1 ~ 0.9범위의 값을 가지게 된다. 식 (4)는 S형(Sigmoid) 함수 기반의 가중치 계산 과정을 보여준다. α 는 영상의 평균 밝기 변화에 따라 S형 함수의 곡률을 변화시키기 위한 상수로 본 연구에서는 깜박임을 야기하는 영상의 평균 밝기 변화 정도를 고려하여 10으로 고정된 값을 사용하였다. m_1 과 m_2 는 각각 이전 영상과 현재 영상의 평균 밝기 값을 의미한다. 계산된 평활화 비율은 프레임 사이의 평균 밝기 값의 변화량에 따라 적응적이고 자동적으로 계산되며, ES필터의 평활화 수행 정도를 결정한다. 제안하는 방법은 S형 함수의 부드러운 곡률에 기반하여 평활화 비율을 계산함으로써, 급격한 변화에도 자연스럽게 평활화 비율이 변경될 수 있다. 따라서 조명의 급격한 변화로 인해 이전 프레임과 현재 프레임 사이에서 평균

명도가 빠르게 변화하더라도 점진적으로 부드럽게 평활화 비율을 계산한다. 또한 0.1 ~ 0.9범위로 평활화 비율의 범위를 한정지어, 극단적인 상황에서도 안정적인 변화율을 보장한다.

III. 실험

제안하는 방법의 깜박임 감소 및 대조비 개선 성능을 검증하기 위해 6가지 측정 기준을 사용하였다. 6가지 측정 기준은 다음과 같다.

1. 이진 엔트로피 H

영상의 이진 엔트로피 H 는 식 (5)와 같이 정의된다.^[13]

$$H(I) = - \sum_{k=0}^{255} p(k) \log p(k), \quad (5)$$

식 (5)에서 I 는 입력 영상, $p(k)$ 는 I 의 정규화된 히스토그램에서 추정된 이진 확률 분포이다.(즉, $p(k) = n^k / N$ 일 때, n^k 는 I 의 그레이 영역 k 에 해당하는 화소의 개수를 의미하고, N 은 그레이 영역의 총 화소 개수이다.) H 는 영상의 내용 정보를 측정한다. 더 높은 H 의 값은 영상에 세밀한 내용이 많이 포함되었음을 의미한다. 따라서 이진 엔트로피는 영상 개선 방법의 효과를 측정하는데 사용될 수 있다.

2. EME

$EME(\text{Measure of Enhancement})$ 는 영상의 평균 대조비의 근사치를 계산하는 방법이다.^[14] 먼저 영상을 겹쳐지지 않는 지역적인 블록들로 구분한 뒤, 각각의 블록 내부에서 가장 큰 밝기 값과 가장 작은 밝기 값을 이용하여 블록 내부의 대조비 정도를 계산하고 마지막으로 모든 블록에서 계산된 값들의 평균치를 구한다. 식 (6)은 EME 의 계산 과정을 나타낸다.

$$EME(I) = \frac{1}{k_1 k_2} \sum_{l=1}^{k_1} \sum_{k=1}^{k_2} 20 \log \frac{I_{\max;k,l}^w}{I_{\min;k,l}^w}, \quad (6)$$

식 (6)에서 I 는 입력 영상이고 $k_1 \times k_2$ 개의 블록 $w_{k,l}$ 들로 분할된다. $I_{\max;k,l}^w$ 과 $I_{\min;k,l}^w$ 은 각각 I 의 분할된 블록 $w_{k,l}$ 의 최대 값과 최소 값을 의미한다. 최대,

최소 밝기 값 비율의 로그 값은 지역적인 외곽선 강도를 효과적으로 표현할 수 있다. *EME*는 대조비 개선 방법의 유효성을 측정하는데 사용될 수 있다.

3. IEM

IEM(Image Enhancement Metric)은 영상을 겹쳐지지 않은 3X3 블록 단위로 나누어 각각의 블록을 사용하여 평균 영상 대조비의 근사치를 계산한다. 먼저 원본 영상의 블록 각각에 대해 중심 화소 값으로 주변 8방향의 이웃 화소 값을 뺀 절대값을 계산한 다음 전부 합한다. 마찬가지로 개선된 영상에 대해서도 동일한 과정을 수행한다. 마지막으로 개선된 영상에서 계산된 합을 원본 영상에서 계산된 합으로 나누어 최종적인 수치를 계산한다.^[15] *IEM*은 원본 영상이 개선되면서 변화한 대조비와 선명도를 알려준다. 식 (7)은 *IEM*의 계산 과정을 나타낸다.

$$IEM_{8n} = \sum_{m=1}^{k_1} \sum_{l=1}^{k_2} \sum_{n=1}^8 \frac{|I_{e,c}^{l,m} - I_{e,n}^{l,m}|}{|I_{r,c}^{l,m} - I_{r,n}^{l,m}|}, \quad (7)$$

식(7)에서 $I_{e,c}^{l,m}$ 와 $I_{r,c}^{l,m}$ 는 각각 원본 영상의 블록 $w_{l,m}$ 에 중심 화소 값과 개선된 영상의 블록 $w_{l,m}$ 에 중심 화소 값을 의미한다. $I_{e,n}^{l,m}$ 와 $I_{r,n}^{l,m}$ 은 각각 원본 영상과 개선된 영상의 블록 $w_{l,m}$ 의 중심 주변 8개 화소 값을 의미하고, 이때 $n = 1, 2, \dots, 8$ 이다. *IEM* = 1 일 경우, 원본과 개선된 영상이 동일함을 의미한다. *IEM* > 1 는 대조비가 개선되었음을 의미하며, 반대의 경우는 대조비가 개선되지 않았음을 의미한다. 더 높은 *IEM* 값은 대조비와 선명도가 더 크게 향상되었음을 의미한다. *EME*처럼 *IEM*도 지역적인 외곽선의 강도를 측정하는데 사용될 수 있다.

4. MSSIM

MSSIM(Mean Structural Similarity Metric)는 *H*, *EME* 그리고 *IEM*이 기대하지 않은 부수적인 영역 혹은 노이즈 등이 개선될 때, 결과 값이 높게 나오는 문제점을 극복하기 위해 설계되었다. *H*, *EME* 그리고 *IEM*는 필연적으로 시각적인 개선 부분을 나타내기 어렵다. 반면, *MSSIM*는 원본과 개선된 영상 사이의 시각적인 유사도 품질을 계산하여 이러한 문제점을 극복한다.^[16-17] *MSSIM*는 영상을 블록 단위로 나누어서

각각의 블록 단위에 계산되는 *SSIM*들을 평균한 값이다. *SSIM*는 식 (8)과 같이 계산되고, *MSSIM*는 식 (9)처럼 계산된다.

$$SSIM = \frac{(2\overline{I_{in}I_{out}} + c_1)(2\sigma_{I_{in},I_{out}} + c_2)}{[(\overline{I_{in}})^2 + (\overline{I_{out}})^2 + c_1](\sigma_{I_{in}}^2 + \sigma_{I_{out}}^2 + c_2)}, \quad (8)$$

$$MSSIM = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N SSIM(i, j), \quad (9)$$

식(8)에서 $\overline{I_{in}}$ 는 입력 영상 I_{in} 의 평균값, $\overline{I_{out}}$ 는 출력 영상 I_{out} 의 평균값, $\sigma_{I_{in}}^2$ 는 I_{in} 의 분산, $\sigma_{I_{out}}^2$ 는 I_{out} 의 분산, $\sigma_{I_{in},I_{out}}$ 는 공분산을 의미한다. 상수인 $c_1 = (k_1L)^2$ 는 $c_2 = (k_2L)^2$ 를 의미하며, 이때 L 은 화소 범위의 동적 영역을 나타낸다. 일반적으로 $k_1 = 0.01$ 그리고 $k_2 = 0.03$ 을 사용하며, 실험에서 *SSIM*는 8X8크기의 블록으로 계산되었다.

5. D-score

D-Score(Distance Score)는 영상의 그레이 범위 내의 모든 화소 간 평균 거리를 의미하는 측정치로, 영상의 대조비를 측정하는 용도로 사용할 수 있다. *D-Score*가 높을수록 화소 각각의 거리가 먼 것을 의미하기 때문에 대조비가 크다고 추정할 수 있다.^[7] 식 (10)은 *D-Score*의 계산 과정을 나타낸다.

$$D = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=0}^{M-2} \sum_{j=i+1}^{M-1} H(i)H(j)(j-i), \quad (10)$$

식 (10)에서 N 은 그레이 영역의 총 화소 개수, $H(i)$ 는 영상의 히스토그램 중 i 번째 개수, M 은 화소의 밝기 값의 동적 범위를 의미한다.

6. Flickering Score

FS(Flickering Score)는 동영상의 연속된 프레임 사이에서 발생하는 밝기 변화의 측정값을 의미한다. *FS*의 구조상 장면이 변화하거나 조명이 크게 변화하는 구간에서 큰 값이 측정되는데, 조명 변화가 거의 없는 동일한 장면에서 깜박임 현상이 발생하는 경우 *FS*이 크게 측정될 수 있다. 프레임 별 히스토그램 각각은 거의 차이가 없는데 *FS*가 크게 증가하는 경우가 이에 해

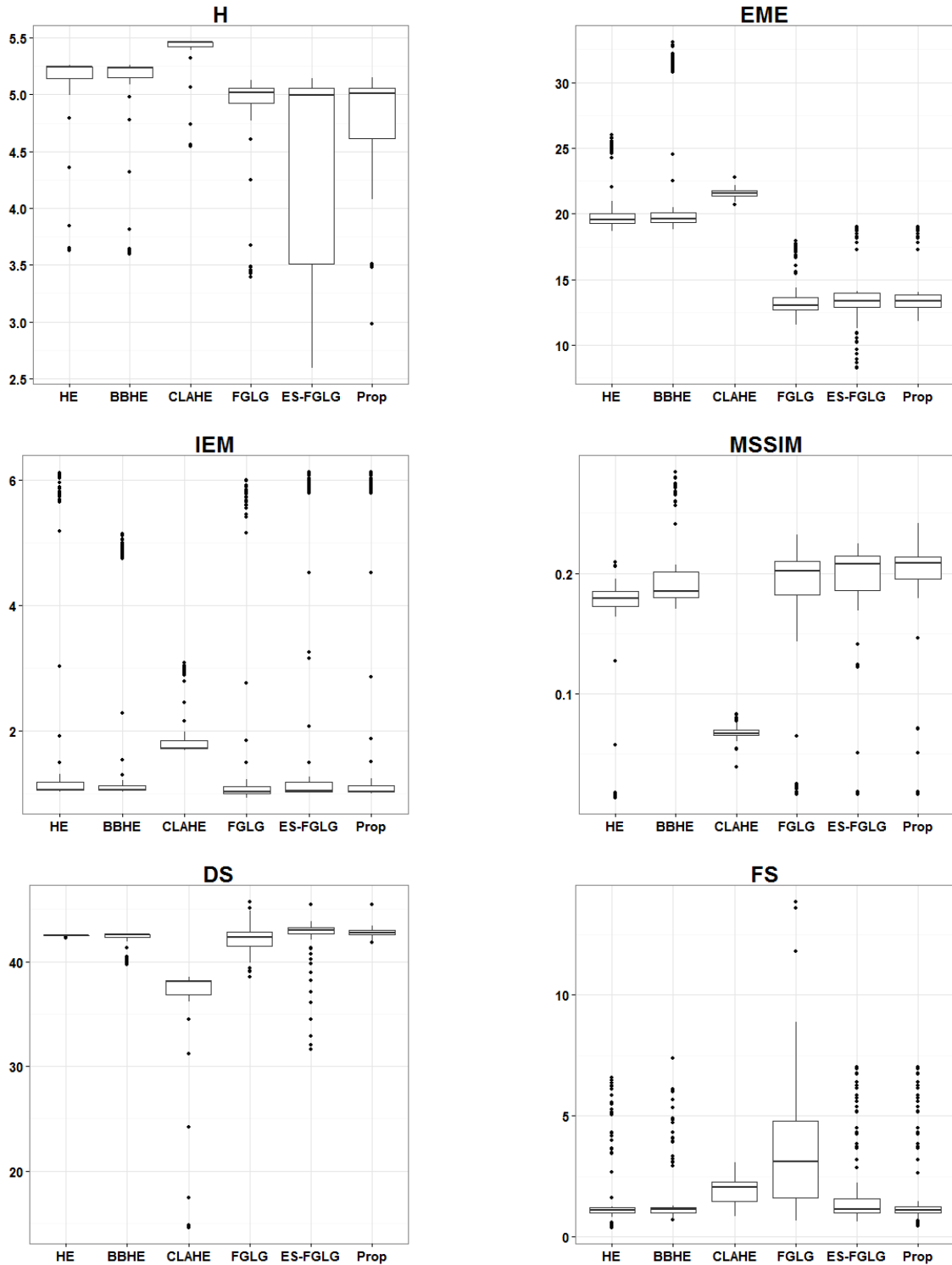


그림 2. man 동영상의 총 프레임에 대하여, 6가지 대조비 개선 방법(HE, BBHE, CLAHE, FGLG, ES-FGLG 그리고 제안하는 방법)을 6가지 기준(H, EME, IEM, MSSIM, DS 그리고 FS)으로 측정된 박스플롯 결과. H, EME, IEM, MSSIM 그리고 DS의 측정값은 높을수록 좋은 결과, FS는 낮을수록 좋은 결과를 의미함

Fig. 2. Boxplot results of 6 measurements(H, EME, IEM, MSSIM, DS and FS) for 6 contrast enhancement methods(HE, BBHE, CLAHE, FGLG, ES-FGLG and Prop) using whole frames of a man video. Higher H, EME, IEM, MSSIM and DS mean better quality and lower FS means better quality.

당된다. 따라서 FS 는 동영상의 깜박임을 측정에 효과적으로 사용될 수 있다. FS 는 동영상의 연속된 프레임 $t-1$ 과 t 사이의 조명 변화를 블록단위의 지역별로 계산한다.^[18] 식 (11)은 FS 의 계산 과정을 나타낸다.

$$FS = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{|\hat{f}_t(n) - \hat{f}_{t-1}(n)| + \alpha}{|f_t(n) - f_{t-1}(n)| + \alpha}, \quad (11)$$

$$\{f_t(n) - f_{t-1}(n)\}^2 < TH, \quad (12)$$

식 (11)에서 \hat{f} 는 개선된 영상, f 는 원본 영상, t 는 프레임 번호, α 는 FS 의 결과 값이 무한으로 가지 않도록 하는 상수이고 N 은 영상을 블록 단위로 나누어 계산할 때, 계산 과정에서 식 (12)를 만족하는 블록의 총 개수를 의미한다. 식 (12)를 만족하지 않는 블록은 FS 계산에서 배제되며, TH 는 임계값을 의미하는 상수이다. FS 의 결과 값이 높을수록 연속된 프레임 사이의 밝기 변화량이 급격하다는 의미이고, 결과 값이 1에 가깝다면 그 반대의 경우이다. 따라서 깜박임이 크게 발생하는 동영상 구간은 FS 가 크게 측정된다.

7. 실험 결과

실험에서는 H, EME, IEM, MSSIM, D-Score 그리고 FS(Flickering Score)를 측정 기준으로 사용하여, HE(Histogram Equalization)^[19], BBHE(Brightness preserving Bi-Histogram Equalization), CLAHE(Contrast-limited Adaptive Histogram Equalization)^[20], FGLG, ES-FGLG(Exponential Smoothed FGLG)^[8] 그리고 제안하는 방법을 각각 비교하였다. 실험 영상은 조명이 급격히 변하는 장면 변화가 포함된 Man 동영상(241X193, 총 134프레임)을 사용하였다. 원본 동영상은 시각적으로 깜박임 현상이 존재하지 않는다.

H의 측정 결과 CLAHE가 가장 좋은 결과를 나타내었으며, ES-FGLG가 가장 나쁜 결과를 보여주었다. CLAHE는 영상 개선 과정에서 가용할 수 있는 최대 범위를 적응적으로 확장시키기 때문에 세부적인 부분에 대한 대조비 차이가 수치적으로 가장 높게 나왔다. 제안하는 방법의 경우 FGLG보다는 낮고, ES-FGLG보다는 높은 결과를 보이는데, FGLG는 단일 프레임 단위로 수행되고, ES-FGLG는 이전 개선 결과에 영향을 받기 때문에 ES필터의 사용이 세부적인 부분에 대한 개선에 영향을 주는 것을 확인할 수 있다. EME에서는 CLAHE

가 가장 좋은 결과를 보여주었고, HE와 BBHE는 상대적으로 높은 값을, FGLG 계열은 상대적으로 낮은 값을 보여준다. EME는 계산이 수행되는 지역적 블록 내에 최댓값과 최솟값 사이의 편차가 측정값을 결정짓는 요인이라 할 수 있다. FGLG 계열의 방법들이 HE에 비해 상대적으로 지역 블록 내부의 최댓값과 최솟값 사이 편차가 적은 것을 확인할 수 있다. IEM의 결과는 CLAHE가 가장 좋은 결과를 보여주었고, 나머지 5개의 방법은 모두 근소한 차이만 발생하였다. 그러나 원본 영상과 시각적으로 가장 우수한 대조비 개선 결과를 측정하는 MSSIM의 경우 CLAHE가 가장 나쁜 결과를 보여주었으며, 제안하는 방법이 다른 방법들에 비해 가장 좋은 결과를 보여주었다. 주목할 점은 앞선 H, IEM 그리고 EME 측정 실험에서 가장 높은 결과 값을 보여주었던 CLAHE가 영상의 구조 보존 면에서는 가장 낮은 결과 값을 보여 준다는 점이다. 이는 CLAHE가 시각적으로 과도한 개선을 수행하는 경우가 있어서 H, IEM 그리고 EME 등의 측정 수치는 높게 측정될 수 있는 반면, 시각적인 면에서는 이상적이지 않은 결과를 보여 줄 수 있음을 의미한다. D-Score의 경우, CLAHE가 가장 나쁜 결과를 보여주었으며 ES-FGLG와 제안하는 방법이 거의 비슷하게 가장 좋은 결과를 보여주고 있는데, ES-FGLG의 경우는 제안하는 방법에 비해 Q3 이하의 낮은 외톨이(Outlier) 값들이 많이 존재하는 것을 확인할 수 있다. 이런 까닭은 ES-FGLG가 조명이 급변하지 않는 상황에서는 전반적으로 안정적인 대조비 개선을 수행하지만, 조명이 급변하는 구간에서는 대조비 개선 반응 속도를 따라가지 못해 일시적으로 원본 영상의 평균 밝기 변화와 큰 차이를 보이는 프레임이 생겨나기 때문이다. 히스토그램의 형태에 따라 적응적으로 수행되는 FGLG계열과 달리 HE는 매번 최대 동적 범위로 대조비 개선을 수행하기 때문에 최대, 최소 D-Score 사이에 편차가 거의 없는 결과를 확인할 수 있다. 마지막으로 깜박임 발생을 측정하는 FS의 결과를 살펴보면, FGLG가 가장 나쁜 결과를 보이고 있으며 HE, BBHE 그리고 제안하는 방법이 가장 좋은 결과를 보여주는 것을 확인할 수 있다. 제안하는 방법의 경우 HE와 BBHE에 비교하여 중심 값이 근소하게 더 낮고, 외톨이 값이 적은 것을 확인할 수 있다.

실험에 사용된 동영상은 그림 3과 같은 형태의 평균 밝기 값 변화를 보인다. 평균 밝기가 급변하는 구간은

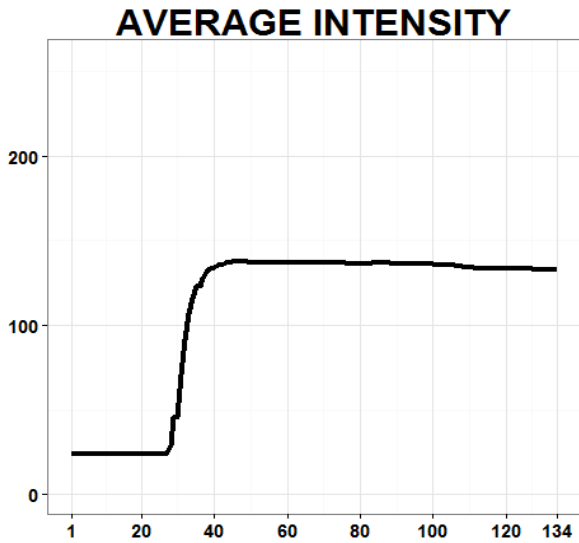


그림 3. man 동영상의 평균 밝기 값
Fig. 3. Average intensity of the man movie.

20프레임에서 40프레임 사이의 구간으로 그림4를 통해 해당 구간의 원본 영상들과 개선된 결과 영상들을 확인할 수 있다. 원본 동영상은 29와 32프레임 사이부터 큰 조명 변화를 보이는 것을 그림 4의 원본 영상과 원본 영상의 히스토그램을 통해 확인할 수 있다. 결과 영상들을 통해 살펴볼 때, BBHE는 원본 영상의 평균 밝기를 유지하려는 특성 때문에 23, 26 그리고 29 프레임에서 과도한 대조비 개선이 수행되었음을 확인할 수 있다.

CLAHE는 H, EME, IEM의 측정 수치상으로는 가장 좋은 결과를 보여주었으나 시각적으로 살펴볼 때, 32, 35 그리고 38 프레임에서 과도한 대조비 개선이 이루어져 원본 영상과 비교해 볼 때 어색한 결과 영상이 도출되었음을 알 수 있다. Yang이 제안한 ES-FGLG의 경우 평균 밝기가 급변하는 구간에서 현재 영상의 밝기 값에 따라 대조비를 개선하는 반응 속도가 느린 관계로 29, 32, 35 그리고 38 프레임까지 대조비가 과도하게 개선되는 결과를 살펴볼 수 있다. HE, FGLG 그리고 제안하는 방법은 적절한 대조비 개선 결과를 보여준다. 히스토그램 상으로는 큰 봉우리 형태가 가장 적은 HE가 가장 이상적이라고 할 수 있다. 그러나 실험에 사용된 man 동영상의 각 프레임들의 명암 동적 범위가 그레이 레벨 구간을 유지하기 때문에 일반적으로 HE가 야기하는 씻김 현상(Washed out)^[21]이 일어나지 않았다고 볼 수 있다. FGLG의 경우 매 프레임 별로 적절한

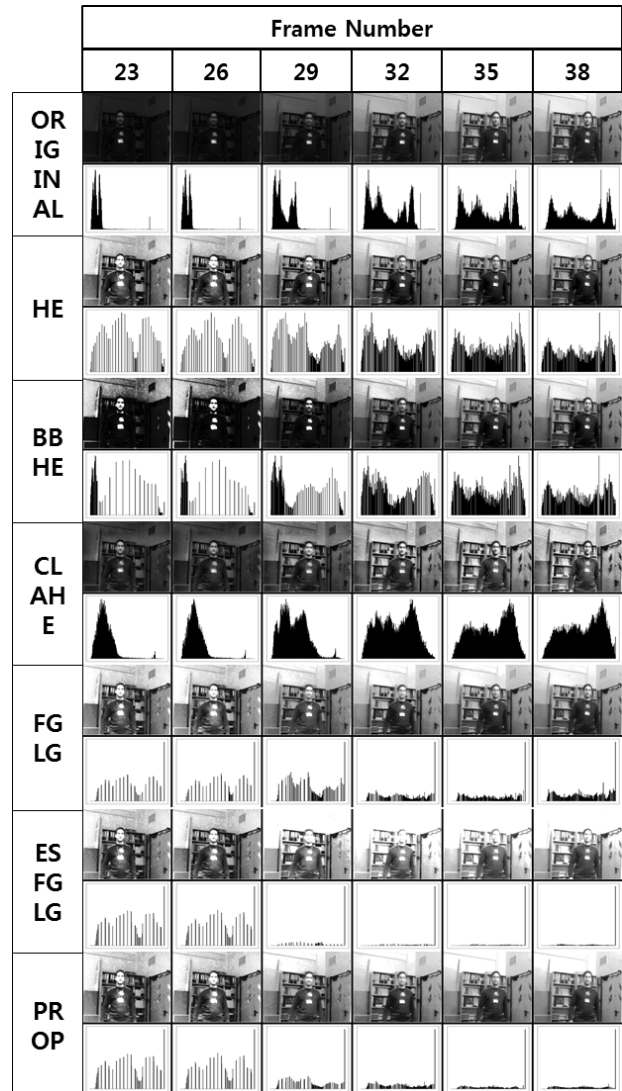


그림 4. man 동영상 23, 26, 29, 32, 35 그리고 38 프레임에 대한 원본 및 결과 영상들. 위에서부터 원본, HE, BBHE, CLAHE, FGLG, ES-FGLG 그리고 제안하는 방법(PROP)의 결과 영상을 나타냄
Fig. 4. Original and enhanced image by each methods from 23, 26, 29, 32, 35 and 38 frame of man video. Each method is HE, BBHE, CLAHE, FGLG, ES-FGLG and Proposed method from the top.

대조비 개선이 수행되었음을 확인할 수 있지만, Flickering Score의 결과를 고려할 때, 동영상의 대조비를 개선하는 과정에서 심각한 깜박임 현상을 발생시켰음을 알 수 있다. 제안하는 방법의 경우 기본적으로 FGLG를 사용하기 때문에 HE의 고질적인 씻김 현상 같은 문제를 근본적으로 배제하고 있으며, 시각적으로도 적절한 대조비 개선 결과를 보여준다. 또한 FGLG의

심각한 문제점인 깜박임 현상을 거의 발생시키지 않는다는 점을 확인할 수 있다. 마지막으로 ES-FGLG와는 다르게 조명이 급격하게 변하는 구간에서는 ES필터의 평활화 비율을 적응적으로 계산하여 이전 프레임과의 연관성을 낮추고 현재 프레임의 상태에 집중하여 적절한 대조비 개선을 수행하는 것을 확인할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 동영상의 급격한 조명 변화에 강건한 대조비 개선 방법을 제안하였다. 기존 ES필터 기반 FGLG 방법은 FGLG가 동영상 개선 과정에서 발생시키던 깜박임 현상은 효과적으로 억제하였으나, 조명이 급격하게 변하는 구간에서 대조비 개선 반응이 둔감해지는 단점이 존재하였다. 제안하는 방법은 기존의 단점을 보완하기 위해 S형 함수를 이용하여 ES필터의 평활화 비율을 계산한다. 매 프레임마다 이전 프레임과 연계되어 추정되는 평활화 비율은 조명 변화 정도에 따라 적응적으로 계산되어 안정적인 개선 결과를 보장한다. 또한 제안하는 방법은 기존의 FGLG와 ES필터 방법 기반으로 설계되었기 때문에 일반적인 히스토그램 평활화 방법의 문제점인 찢김 현상이 없고, 깜박임 문제를 효과적으로 억제한다. 실험에서는 제안하는 방법과 기존의 다양한 다른 방법들을 영상의 선명도와 형태 보존 그리고 깜박임 억제 등을 측정하는 6가지 정량적 기준(H, EME, IEM, MSSIM, D score, Flickering score)으로 비교 및 분석하였다. 정량적 분석 결과 제안하는 방법은 MSSIM과 Flickering score에서 가장 높은 점수를 획득하였다. 정량적 평가에서 상대적으로 낮은 점수를 받은 선명도 측정 부분은 시각적인 결과 영상 비교를 통해 추가적인 분석을 시도하였다. 조명 변화가 급격한 구간의 개선 결과를 통해, 선명도 측정 부분에서 높은 점수를 받은 기존의 알고리즘들은 과도한 개선을 수행하는 단점을 확인할 수 있었으며, 제안하는 방법은 시각적으로 높은 품질의 결과를 보여주었다. 본 연구는 단일 영상 기준으로 연구된 알고리즘이 연속적인 영상에 적용되는 과정에서 발생하는 문제점을 효과적으로 제어할 수 있음을 보여주었다. 제안하는 방법은 동영상 처리 과정의 사전 처리 기술로 활용될 수 있으며, 향후 악천후 차량 검출을 위한 강건한 시야 개선 방법 등으로 확장된 연구를 수행할 수 있다.

REFERENCES

- [1] H.-D. Cheng and H. J. Xu, "A novel fuzzy logic approach to contrast enhancement," *Pattern Recognition*, Vol. 33, no. 5, pp. 809 - 819, May, 2000.
- [2] A. Beghdadi and A. L. Negrate, "Contrast enhancement technique based on local detection of edges," *Computer Vision Graphics and Image Processing*, Vol. 46, no. 2, pp. 162 - 174, May 1989.
- [3] R. Sherrier and G. Johnson, "Regionally adaptive histogram equalization of the chest," *IEEE Trans. Med. Image*, Vol. MI-6, no. 1, pp. 1 - 7, Jan. 1987.
- [4] A. Polesel, G. Ramponi, and V. Mathews, "Image enhancement via adaptive unsharp masking," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 9, no. 3, pp. 505 - 510, Mar. 2000.
- [5] Y. Kim, "Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization," *IEEE Transactions Consumer Electronics*, Vol. 43, no. 1, pp. 1 - 8, Feb. 1997.
- [6] J. M. Gauch, "Investigations of image contrast space defined by variations on histogram equalization," in *Proc. CVGIP: Grap. Models Image Process.*, pp. 269 - 280, Jul. 1992.
- [7] Z. Y. Chen, B. R. Abidi, D. L. Page, and M. A. Abidi, "Gray-level grouping (GLG): An automatic method for optimized image contrast enhancement—Part I: The basic method," *IEEE Trans. Image Process.*, Vol. 15, no. 8, pp. 2290 - 2302, Aug. 2006.
- [8] H. S. Yang, J. W. Park and Y. S. Moon, "Flickering Effect Reduction Based on the Modified Transformation Function for Video Contrast Enhancement", *IEIE Transactions on Smart Processing and Computing*, Vol. 3, no. 6, pp. 358-365, Dec, 2014.
- [9] Y. M. Kim et. al. "An Efficient Video Dehazing to Without Flickering Artifacts," *Journal of The Institute of Electronics and Information Engineers*, Vol. 51, no. 8, Aug. 2014.
- [10] R. G. Brown, "Exponential Smoothing for Pre-dicting Demand," *Arthur D. Little Inc.*, Cambridge, Massachusetts, Vol. 15, 1956.
- [11] C. C. Holt, "Forecasting trends and seasonal by exponentially weighted moving averages," *O. N. R Memorandum, Carnegie Institute of Technology*, Vol. 52, 1957.

- [12] P. R. Winters, "Forecasting sales by exponentially weighted moving averages," *Management Science*, Vol. 6, no. 3, pp. 324-342, 1960.
- [13] C. E. Shannon, "A mathematical theory of communication," *Bell System Technical Journal*, Vol. 27, pp. 379 - 423, 1948.
- [14] S. S. Aghaian, K. Panetta, and A. M. Grigoryan, "Transform-based image enhancement algorithms with performance measure," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 10, no. 3, pp. 367 - 382, 2001.
- [15] V. L. Jaya and R. Gopikakumari, "IEM: a new image enhancement metric for contrast and sharpness measurements," *International Journal of Computer Applications*, Vol. 79. no. 9, pp. 1 - 9, 2013.
- [16] Z. Wang and A. C. Bovik, "A universal image quality index," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 9, no. 3, pp. 81 - 84, 2002.
- [17] Z. Wang et al., "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 13, no. 4, pp. 600 - 612, 2004.
- [18] J. Y. Yang, J. B. Park and B. W. Jeon, "Flickering effect reduction for H.264/AVC intra frames," *Proceedings of SPIE - the International Society for Optical Engineering*, Vol. 6391, October, 2006.
- [19] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 2002.
- [20] S. M. Pizer. "Contrast-limited adaptive histogram equalization: speed and effectiveness," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, pp. 337-345, 1990.
- [21] J. J. Kim, C. K. Noh and S. J. Ko, "A Method of Deriving an Intensity Mapping Function by Using The Variational Technique," *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea SP*, Vol 76, no. 1, pp. 10-15, 2011.

저 자 소 개



박진욱(학생회원)
2006년 한양대학교 컴퓨터공학과 (공학사)
2008년~현재 한양대학교 컴퓨터공학과 석박사통합과정

<주관심분야 : 영상 개선, 객체 추적, 객체 인식, 기계 학습>



문영식(평생회원)-교신저자
1980년 서울대학교 전자공학과 (공학사)
1982년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학석사)
1990년 Ph. D. in Department of Electrical and Computer Engineering University of California at Irvine.

1982년~1985년 한국 전자통신연구소 연구원
1989년~1990년 Inno Vision Medical 선임연구원
1990년~1992년 생산기술연구소 선임연구원
1992년~현재 한양대학교 컴퓨터공학과 교수
<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식>