

HDR 비디오의 플리커 저감효과를 위한 톤 안정화 알고리즘 연구

김정태, 이현규, 이상철
인하대학교

요약

영상의 화질 개선과 높은 대비를 얻기 위한 방법으로 최근 HDR(High Dynamic Range)영상을 디스플레이 장치에 매핑시키기 위한 톤매핑 기술이 널리 이용되고 있다. 하지만 단일프레임이 아닌 다중프레임으로 구성되어 있는 비디오에 이러한 톤매핑기술을 적용할 경우, 프레임 간 명암도 차이로 인하여 시각적으로 깜빡이는 현상인 플리커(Flicker)가 발생할 수 있으며, 이로 인해 사용자의 눈에 피로도를 증가시키고, 영상의 품질이 감소할 수 있다. 본 논문에서는 플리커 판별을 위해 영상의 명암도 측정법을 제안하여, 프레임별 명암값을 학습하기 위한 다양한 특징벡터를 정의한다. 학습된 SVM(Support Vector Machine) 분류기를 이용하여 플리커 발생 프레임을 선별하고 플리커 제거를 위한 톤 안정화 방법을 제안한다. 실험에서 제안한 방법을 통해 86.7%의 플리커를 검출하였으며, 프레임 간 톤 안정화 알고리즘의 최적화를 통해 플리커 발생빈도를 69.8% 감소시켰다.

I. 서론

제한된 동적 범위를 갖는 카메라 센서의 한계로 인하여 영상 취득 시 광량의 차가 매우 큰 실외는 너무 밝거나 어두운 영역에 대한 실제 광량 측정치가 한정된 범위 내에서 반영될 수밖에 없고, 카메라 렌즈가 빛을 마주보고 있는 경우 역광 현상이 발생하여 실제 인간의 눈으로 보는 것과 같은 장면의 색감이나 밝기를 재현하기 어려운 상황이 발생한다. 최근에는 이러한 문제를 극복하기 위한 하드웨어 측면에서의 여러 노출범위에서 취득 이미지들을 하나의 이미지로 생성하는 HDR카메라 기술이 발전하였다. 이와 함께 HDR영상을 LDR(Low Dynamic Range)의 범위를 갖는 디스플레이 장치로 매핑시키기 위한 톤매핑 기법들이 개발되기 시작하였고, 초기연구로 Tumblin 과 Rushmeier가 영상의 전역적 명암 조절기법[1],[2]을 제안하였으며, 이후 영상에서의 히스토그램 데이터 분포를 통해 명암 값

들의 대비를 늘림으로써, 높은 대비의 영상을 생성하는 적응적 히스토그램기법[3]이 제안되었다. 또한 대비 향상 및 컬러 재현성이 매우 효과적인 Retinex알고리즘[3]과 적응적 로그 매핑 방법[4] 등이 제안되었다. 하지만 이러한 톤매핑 알고리즘들은 단일영상에서는 좋은 성능을 발휘하지만, 연속된 프레임으로 구성된 비디오에 적용 시 프레임 별 픽셀들의 구성, 조도 차, 영상 보정과정에서의 명암 차로 인해 연속된 영상간에 플리커가 발생한다.

근래에는 항공촬영영상, CCTV, 블랙박스영상과 같은 미디어매체의 발전으로 인하여 정보전달과 사용자가 느끼는 시각적인 만족도 측면에서 고품질 영상의 중요성이 증가하고 있는 추세이므로, 이러한 플리커를 검출하고 제거하기 위한 연구 [5],[6],[7]가 진행되어 왔다. 하지만 영상 간 상관관계를 충분히 고려하지 않거나 히스토그램을 조정하여 명암을 조정하므로, 체감가능한 인지적 플리커에 대한 검출과 제거 성능이 저하될 수 있다.

본 논문에서는 플리커 현상을 해결한 톤매핑된 HDR영상을 추출하기 위해 조도가 다르게 촬영된 HDR영상과 유사한 효과를 갖는 로그 매핑과 감마보정을 이용해 영상의 톤안정화기법을 제안한다. <그림 1>은 제안하는 알고리즘의 프로세스를 나타내고 있다. 하나의 이미지로부터 로그매핑, 감마보정 기반의 2단계 톤매핑기법을 이용하여 노출정도가 다른 영상을 생성하고, 이를 하나의 HDR 영상으로 합성한다. 이렇게 합성된

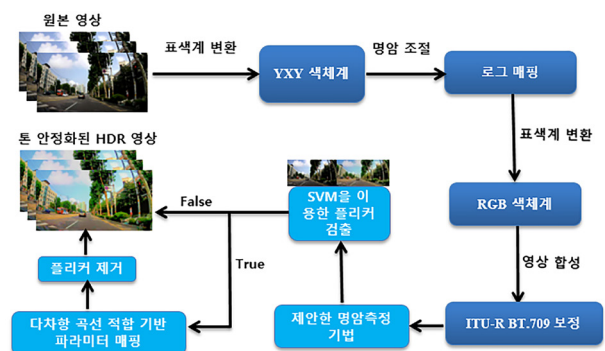


그림 1. 플리커에 강건한 HDR 영상 합성을 위한 제안한 톤 안정화 알고리즘의 흐름도



a = 2

a = 5

a = 10

그림 2. a에 따른 영상 밝기의 변화

HDR 영상으로부터 플리커 판별을 위한 영상 명암도 측정법을 제안하며, 측정치에 대한 다양한 특징벡터를 정의한다. 검출된 플리커 프레임의 톤 안정화를 위한 다항곡선적합(polynomial curve fitting) 기반의 파라미터 최적화된 2단계 톤매핑을 통해 톤안정화된 HDR 비디오를 생성할 수 있다.

II. 학습기반의 톤 안정화 기법

본 논문에서는 톤안정화된 HDR 영상 추출을 위한 전처리과정으로 적응적 로그 매핑 기법[4]을 수행하고, 제안한 명암 측정법에서 추출한 값을 이용하여 9단계의 특징벡터를 구성하고, SVM분류기에 학습하여 플리커 검출을 위한 알고리즘을 제안한다. 이후 단계에서 플리커로 검출된 프레임에 대하여 다항 곡선 적합을 통한 톤 안정화 작업을 수행하고, 플리커 검출 및 제거에 대한 톤 안정화 알고리즘을 제안한다.

1. 톤매핑 기법

톤매핑 과정을 위해, RGB 체계의 영상을 명도, 색상, 채도로 영상을 표현하는 기법인 \mathbf{Yxy} 색체계로 표색계 변환하여 전처리하는 과정이 필요하다. 전처리 과정을 통해 0~255의 표현범위를 갖는 영상을 0~1사이의 소수점 데이터로 변환하여, 더 정밀한 연산이 가능하다. \mathbf{Yxy} 색체계로 표색계 변환된 영상의 대비를 증가시키는 기법으로 로그매핑식인 $\log_a(I) = \log(I) / \log(a)$ 을 이용한다.

a 는 명암 증감 스케일을 정의하는 파라미터, I 는 입력 영상이다. <그림 2>는 a 값이 각각 2, 5, 10 일 때의 영상의 밝기 차이를 나타낸다. 다음 수식 (1)은 바이어스 값 β 를 이용하여 영상의 명암 톤을 완만하게 증감하기 위하여 로그매핑 식으로부터 유도된 Perlin과 Hoffert[8] 의 Bias함수의 기법이다.

$$B(\beta, I^c(x, y)) = I^c(x, y)^{\frac{\log(\beta)}{\log(0.5)}}, \quad (1)$$

c 는 영상 I 의 전체 명암도를 조절하는 파라미터로 $c = \frac{1}{\alpha}$ 식을

통해 값을 구한다. $\alpha(\alpha > 0)$ 가 α 값이 1이상으로 증가함에 따라, 명암도가 감소하고, 1 이하로 감소함에 따라, 명암도는 증가한다. β 는 바이어스값으로, 영상의 밝기에 반비례한 관계를 갖는다. 위의 수식들을 이용한 최종 톤매핑 수식은 다음과 같이 정의하며 식(2)를 이용하여 영상의 톤을 완만하게 증감시킬 수 있다.

L_{max} 는 톤 변환 전 영상 내에서 최대 명암 값이며, L_{dmax} 는 생성할 영상의 최대 명암 값을 기준화 인수로 고정한 것으로, CRT 디스플레이장비의 표준 참조 값 $L_{dmax} = 100cd/m^2$ 에 기반하여 사용한다.

$$L_d = \frac{\log(I^c + 1)}{\log\left(2 + \left(\frac{I^c}{L_{max}}\right)^{\frac{\log(\beta)}{\log(0.5)}}\right)} \cdot \frac{\log(L_{dmax} + 0.01)}{\log_{10}(L_{max} + 1)}, \quad (2)$$

2. SVM분류기를 통한 플리커 검출

단일영상에 대한 명암측정법[9]으로부터 유도된프레임의 최대 명암도 τ_{max} 와 최소 명암도 τ_{min} 을 다음과 같이 정의한다.

$$\tau_{max}(I^c) = \frac{1}{m} \sum_{x=1}^m \max_{1 \leq y \leq n} I^c(x, y), \quad (3)$$

$$\tau_{min}(I^c) = \frac{1}{m} \sum_{x=1}^m \min_{1 \leq y \leq n} I^c(x, y). \quad (4)$$

식(3), (4)로부터 연속된 $i - 1$ 번째 프레임과 i 번째 프레임에 대한 명암도 차이 $F(\tau_{max})$, $F(\tau_{min})$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$F(\tau_{max}) = \frac{d}{di} \tau_{max}(I_i^c), \quad (5)$$

$$F(\tau_{min}) = \frac{d}{di} \tau_{min}(I_i^c). \quad (6)$$

플리커 검출을 위한 학습을 총 9가지의 경우에 대하여 수행한다. 학습에 쓰이는 특징벡터의 종류는 <표 1>과 같다. \mathbf{f}_1 부터 \mathbf{f}_9 에 사용되는 특징들을 각각 체크하여 나타내었다. \mathbf{f}_1 은 $\tau_{max}(i)$ 를 갖는 1차원의 명암도 특징벡터이고 \mathbf{f}_9 는 식 (3), (4), (5), (6)을 모두 이용하여 정의한 6차원의 명암도 특징벡터를 의미한다.

플리커 검출을 위한 학습모델인 SVM은 다항식, 방사 기저함수, 다층 퍼셉트론 분류기의 대안적인 학습방법으로, 데이터들의 패턴을 n 차원의 특징공간으로 사상시킬 수 있고, 최적대역의 식별이 가능하다. 본 논문에서는 위와 같이 플리커 검출을 위한 학습에 이용할 총 9가지의 특징벡터들을 제안한다.

3. 다항곡선적합 기반의 플리커 제거

톤매핑 파라미터 α , β 에 대한 영상의 명암 관계 분석을 통하

표 1. SVM분류기로 학습할 특징벡터 모델.

	$\tau_{max}(i-1)$	$\tau_{max}(i)$	$\tau_{min}(i-1)$	$\tau_{min}(i)$	$F(\tau_{max})$	$F(\tau_{min})$
f_1		✓				
f_2		✓			✓	
f_3	✓	✓				
f_4		✓		✓		
f_5		✓		✓	✓	✓
f_6	✓	✓	✓	✓		
f_7					✓	✓
f_8	✓	✓	✓	✓	✓	
f_9	✓	✓	✓	✓	✓	✓

여 영상의 픽셀구성이나 촬영환경에 따라, 명암도가 상이하다는 사실을 알 수 있다.

〈그림 3〉와 같이 명암조절 파라미터 α 는 최대 명암도와 최소 명암도에 대해 반비례 특성을 보이며, Bias 파라미터는 명암도 변화에 상대적으로 독립적이다. SVM 분류기를 통해 검출된 플리커를 제거하기 위하여 플리커 프레임의 명암도와 이전프레임의 명암도의 일치를 위하여 톤매핑 파라미터 α, β 의 변화에 따른 영상 명암도 관계에 대한 특성을 영상에 대한 평균 명암도로 〈그림 3〉에 표현하였다.

본 논문에서는 Drago[4]의 연구결과에 기반하여 β 파라미터의 임계값을 인지적 시각에 가장 근접한 표현 효과를 낼 수 있는 값인 0.85으로 설정하고, 명암조절 파라미터 α 의

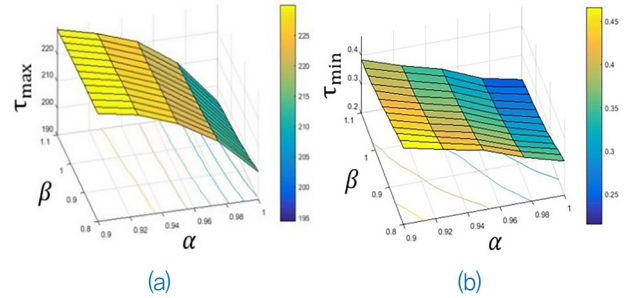


그림 3.파라미터 변화에 대한 명암도 그래프
(a, b) 100개의 영상에 대한 제안한 명암도 평균 그래프

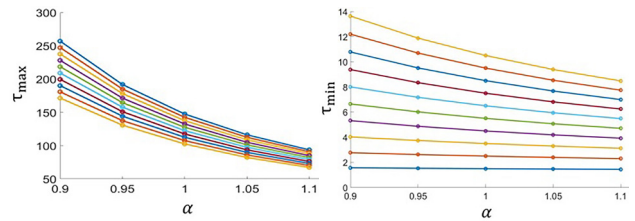


그림 4. 명암도 조절 파라미터와 명암 추정치에 관한 다항 곡선 적합 그래프

조절만으로 플리커 제거를 위한 명암도 조절을 수행한다.

〈그림 4〉와 같이 다항 곡선 적합 기법에 기반하여 임계치인 파라미터 β 와 명암조절 파라미터 α 의 증감에 대한 영상의 명암도를 추정한다. α 에 대한 모델은 식 (7)과 같다.

$$p(\alpha) = \sum_{i=0}^n \tau_{max}(I^c)_{i+1} \alpha^{n-i}, \quad (7)$$

플리커 제거를 위한 최적의 파라미터 추출을 위하여 α 를 제안한 톤매핑기법과 같이 명암조절식 $c = \frac{1}{\alpha}$ 에 대입하여 n 차항 만큼 연산하며, 파라미터 α 를 영상의 명암에 굉장히 근접한 곡선 적합의 결과로 매핑시키므로, 영상 간 플리커가 제거된 톤안정화된 영상 생성이 가능하다. 학습을 통해 분류된 플리커 검출 결과를 통해 다항곡선적합기반의 최적화된 파라미터를 추출하여 영상 플리커 제거 과정을 Algorithm 1과 같이 수행한다.

III. 실험결과 및 분석

실험에 사용한 SVM모델은 RBF(Radial Basis Function) 모델을 이용하여 학습을 하였다. 실험 데이터는 주간블랙박스 영상 1400개 프레임에 대하여 수행하였으며, 플리커가 발생한 711개 프레임이 포함되어 있다. 전체 플리커 발생 프레임의 70%인 498개 프레임을 positive 학습데이터, 나머지 689개 중 498개 프레임을 negative 학습데이터로 정의하고, 학습데이터

Algorithm 1 Get optimal parameter based classification

procedure optimization(I, τ_{max}, α)

Variable Description and initialization

$I \leftarrow$ image set of a video that is classified by classifier

$V \leftarrow$ HDR image set without flicker of I

$\delta \leftarrow$ optimal decision value of flicker by classifier

$c \leftarrow 1/\alpha$

$\epsilon \leftarrow 1$

Finding the optimal value of parameter

$V_i = I_i^c$

for $i \leftarrow 2, T$ do

$m = \tau_{max}(I_i^c) - \tau_{max}(I_{i-1}^c)$

 if $|m| > \delta$ then

 if $m > 0$ then

 for $j \leftarrow \alpha, +\infty$ do

$c^* = 1/\alpha$

 if $|\tau_{max}(I_i^{c^*}) - \tau_{max}(I_{i-1}^{c^*})| < \epsilon$ then

$V_i = I_i^{c^*}$

 end for

 else then

 for $j \leftarrow \alpha, -\infty$ do

$\tau_{max}(I_i^c) = \tau_{max}(I_i^c)^\alpha$

 if $|\tau_{max}(I_i^c) - \tau_{max}(I_{i-1}^c)| < \epsilon$ then

$V_i = I_i^c$

 end for

 end for

$V_i = I_i^c$

 end for

 end if

 end if

 return V

end procedure

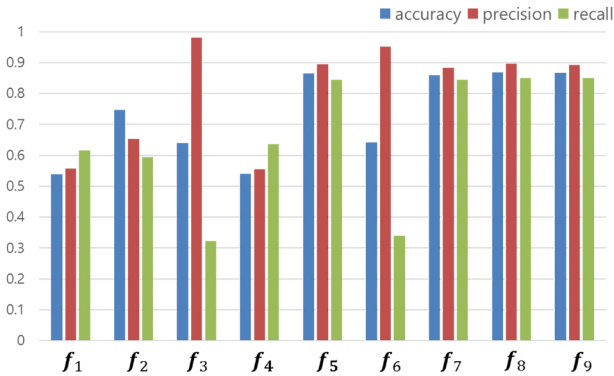


그림 5. SVM분류기의 10000번 학습을 통한 특징벡터 별 평균 플리커 검출 정확도. 왼쪽부터 accuracy, precision, recall

셋으로 추출되지 않은 나머지 404개의 프레임에 대하여 10000 번의 반복 테스트를 수행하였다. 반복 수행될 때마다, 학습데이터와 테스트데이터를 랜덤하게 추출하여 평가를 수행하였다. 제안한 알고리즘의 플리커 검출 성능을 <그림 5>에 나타내었으며, 모델 학습 후 accuracy, precision, recall에 대하여 분류 정확도를 측정하였다. 총 9개의 모델에 대하여 평가를 진행하였고, 각각 10000번의 실험을 반복 수행 후, 모델에 대한 평균 분류 결과를 <그림 7>에 표현하였다.

<그림 6>은 제안한 플리커 검출 임계 값 τ_{max} 에 대한 각각의 검출 정확도를 평가한 그래프와 SVM학습을 통한 플리커검출 결과와 임계값을 이용하여 플리커를 검출한 결과의 정확도를

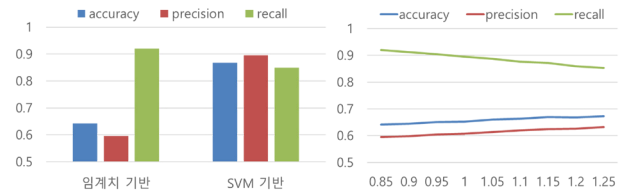


그림 6. 임계 값 $F(\tau_{max})$ 에 따른 정확도 측정(왼쪽)과 SVM학습을 통한 플리커 검출결과, 임계값을 사용한 플리커 검출결과와의 정확도 비교(오른쪽)

비교한 그래프이다. 왼쪽 그래프는 임계값이 증가할수록, accuracy와 precision은 증가하지만, recall이 감소하는 것을 확인할 수 있으며, 전체적으로 recall은 높지만 accuracy와 precision이 오른쪽 그래프에 비해 낮은 것을 확인할 수 있다. 이로 인해 임계 값을 사용하여 플리커를 검출하는 성능이 SVM을 이용하여 학습한 결과보다 확연히 낮은 것을 확인하였다.

SVM학습을 통해 고반복의 테스트를 수행하여도, 각 모델의 accuracy, precision, recall이 일정한 것을 확인하였고, $\tau_{max}(i)$, $\tau_{min}(i)$, $F(\tau_{max})$, $F(\tau_{min})$ 의 특징을 사용한 f_5 와 $F(\tau_{max})$, $F(\tau_{min})$ 을 이용한 f_7 , $F(\tau_{min})$ 을 제외한 나머지 5개의 특징을 사용한 f_8 , 그리고 모든 특징을 사용한 f_9 가 성능이 가장 좋은 것으로 결과가 나온 것을 확인할 수 있었다.

<그림 7>은 제안하는 9가지의 특징벡터에 대한 학습모델의 초평면(hyperplane) 중 표현가능한 3차원이하의 모델에 대한 예이다. 정확도가 높은 f_7 의 경우 그래프 상으로도 플리커와 비플리커 프레임이 잘 분류된 것을 확인할 수 있으며, 나머

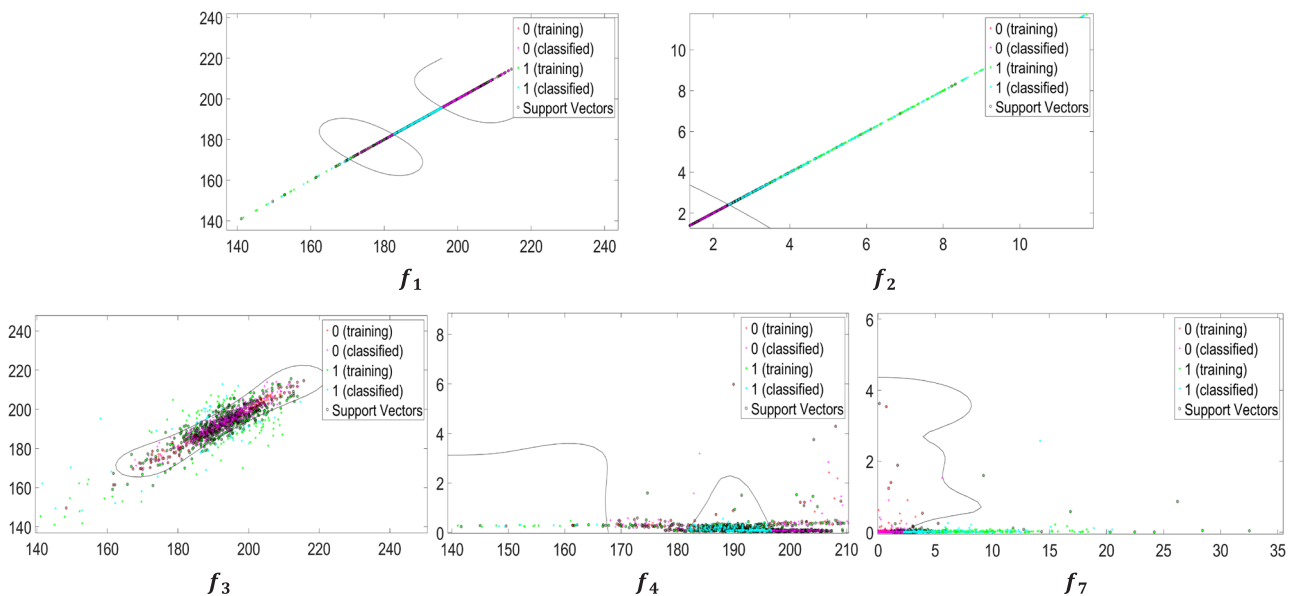


그림 7. 모델 별 SVM을 이용한 분류 결과. 빨간색 십자가 표시는 학습된 비플리커 프레임, 보라색 십자표시는 분류된 비플리커 프레임, 연두색 불랩은 학습된 플리커 프레임, 형광색 불랩은 분류된 플리커 프레임, 검은 불랩은 서포트벡터들을 의미한다.



그림 8. 연속된 5개의 플리커 검출 결과(위쪽)와 플리커 발생 프레임에 대하여 플리커제거를 수행한 결과. 위의 프레임에서 어둡고, 밝은 프레임이 연속적으로 존재하는 것에 반해, 아래쪽 프레임들은 톤이 일정한 톤 안정화된 프레임들로 구성되어 있음.

지 특징벡터 $f_{1,2,3,4}$ 는 특징공간에서 노이즈가 심하거나 분류가 잘 되지 않은 것을 확인할 수 있다. τ_{max} 나 τ_{min} 는 연속된 프레임의 상관관계를 고려하지 않은 단일 프레임의 특징이므로 2개 이상의 연속된 프레임 명암도 차이를 이용하여 판별하는 플리커를 잘 검출하지 못한다. 이와 같은 이유로, $F(\tau_{max})$, $F(\tau_{min})$ 와 같은 특징을 이용한 f_{5789} 특징벡터를 SVM에 훈련시킬 경우, 플리커 검출 결과가 좋은 것을 확인할 수 있었고, <그림 5>에 표시된 f_2 의 경우 <표 1>을 통해 $F(\tau_{max})$ 특징을 포함하지만 단일프레임만의 특징인 τ_{max} 를 같이 포함하여 성능이 저하된 것을 확인할 수 있다.

분류된 결과를 기반으로 플리커를 제거한 결과는 <표 2>에 예시로 나타내었다. 제안한 명암 측정값이 플리커 발생 프레임인 A1, A2에서 차이가 나지만, 제거 후인 B1, B2에서는 차이가 확연히 줄어든 것을 확인할 수 있다.

<그림 8>에 SVM에 의해 플리커로 검출된 프레임을 다항곡선 접합을 이용하여 최종적으로 톤안정화작업을 수행한 결과영상을 나타내었다.

IV. 결론

본 논문에서는 HDR비디오 생성을 위한 플리커 저감효과를 갖는 톤 안정화 알고리즘을 제안하였다. 단일영상으로부터 HDR 영상을 생성하는 톤매핑 알고리즘으로부터 HDR 비디오로 변환하였으며, 이 때 발생하는 플리커 검출을 위한 영상의 명암측정법을 제안하였다. 또한 명암측정치로부터 다양한 특징벡터를 정의하고 그 효용성을 실험적으로 증명하였으며, 최적의 특징벡터에 대한 SVM분류기를 학습하고 이를 기반으로 플리커를 검출하였다. 톤 안정화 알고리즘의 파라미터 최적화를 통해 검출된 프레임의 플리커를 제거하였다. 본 논문에서 제안한 고차원의 특징벡터를 이용한 SVM분류기는 임계치를 이용한

기준 연구 대비 향상된 정확도를 보였으며, 정량적 평가와 사람의 인지적 평가를 통해 원본 영상보다 플리커가 현저히 감소하였음을 확인하였다.

향후 연구에서는 본 논문에서 사용한 SVM분류기 외에 베이저안 분류기, CNN(Convolutional Neural Network) 구조를 이용하여 학습기반의 플리커 검출 및 제거에 적합한 분류기를 평가하고 날씨 변화에 보다 강건한 톤 안정화 알고리즘을 연구할 것이다.

표 2. 플리커 제거 전과 제거 후의 τ_{max} , τ_{min} 값 차이. A1, A2 / B1, B2는 각각 $\tau_{max}(i-1)$, $\tau_{max}(i)$ 그리고 $\tau_{min}(i-1)$, $\tau_{min}(i)$ 의 값을 의미함

	τ_{max}	τ_{min}	상태
A1	200.243	0.402	제거 전
A2	212.637	0.390	
B1	200.243	0.402	제거 후
B2	200.650	0.387	

Acknowledgement

이 논문은 2016년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. NRF-2015R1D1A1A01057968).

참고 문헌

[1] Tumblin, J. and Rushmeier, H. "Tone Reproduction for Realistic Computer Generated Images," Technical Report GIT-GVU-91-13, pp. 2- 27, 1991.
 [2] Tumblin, J. and Rushmeier, H. E. "Tone

- Reproduction or Realistic Images,” IEEE Computer Graphics and Applications, pp. 42–48, 1993.
- [3] Jobson, D. J. and Woodell, G. A, “Retinex processing for automatic image enhancement,” Journal of Electronic Imaging, pp. 100–110, 2004.
- [4] Drago, F., Myszkowski, K. and Annen, T. and Chiba, N, “Adaptive Logarithmic Mapping For Displaying High contrast Scenes,” EUROGRAPHICS, pp. 419–426, 2003.
- [5] Kiser, C., Reinhard, E. and Tocci, N. “Realtime Automated Tone Mapping System for HDR Video,” In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, pp. 2749–2752, 2012.
- [6] TOCCI, M.D., KISER, C., TOCCI, N. and SEN, P. “A versatile HDR video production system,” ACM Trans, pp. 41:1–41:10, 2011.
- [7] Yang H. S., Park J. W. and Y. S. Moon, “Flickering Effect Reduction Based on the Modified Transformation Function for Video Contrast Enhancement,” IEIE Transactions on Smart Processing and Computing, pp. 358–365, 2014.
- [8] Perlin, K. and Hoffert, E. M. “Hypertexture,” Computer Graphics, pp. 253–262, 1989.
- [9] 김정태, 이현규, 최연재, 이상철. “비디오 플리커에 강건한 다항 곡선 적합 기반의 적응적 톤 안정화 알고리즘,” IPIU, 2016.
- [10] Larson, G. W., Rushmeier H. E. and C. Piatko, “A Visibility Matching Tone Reproduction Operator for High Dynamic Range Scenes,” IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, pp. 291–306, 1997.
- [11] Francesco, B., Alessandro, A., Kurt, D. and C. Alanl, “Advanced High dynamic Range Imaging: theory and practiceg,” AK Peters/CRC Press, pp. 12–26, 2011.
- [12] Reinhard, E., Ward, G., Pattanaik, S. and Debevec, P. “High Dynamic Range Imaging,” Morgan Kaufmann Publishers, pp. 83–95, 2005.

약 력



김 정 태

2015년 평생교육진흥원 컴퓨터공학과 학사
2016년~현재 인하대학교 컴퓨터정보공학과 석사과정
관심분야: 컴퓨터 비전, 머신 비전, 딥 러닝



이 현 규

2010년 인하대학교 컴퓨터정보공학과 학사
2010년~현재 인하대학교 컴퓨터정보공학과 석박사 통합과정
관심분야: 컴퓨터 비전, 머신 비전, 의료영상



이 상 철

1998년 인하대학교 공학사
2006년 일리노이대학교 공학박사
2006년~2008년 미국 National Center for Supercomputing Applications 연구원
2008년~현재 인하대학교 컴퓨터공학과 부교수
관심분야: 컴퓨터비전, 멀티미디어, 패턴인식, HCI, 의료영상