

<PROJECT 최종보고서>

# HDR-Algorithm 개발

김동범, 이세리, 현지훈

신영길

오석병 (LG, 디스플레이)

## Table of Contents

1.	Abstract.....	2
2.	Introduction .....	3
3.	Background Study .....	4
	A. 관련 접근방법/기술 장단점 분석.....	4
	B. 프로젝트 개발환경.....	7
4.	Goal/Problem & Requirements .....	7
5.	Approach .....	8
6.	Proposed Algorithm.....	10
7.	Application User Manual .....	12
8.	Results.....	15
	A. Result Analysis.....	16
	B. Tried But Failed Algorithms .....	19
9.	Division & Assignment of Work .....	25
10.	Reference.....	26

## 1. Abstract

HDR는 High Dynamic Range의 약자로 이미지 처리에서 통용되는 개념 중 하나이다. 너무 밝거나 어두운 환경에서 사진을 찍으면 사진의 밝은 부분이 너무 하얗게 처리되거나 어두운 부분이 검게 처리되는 것을 경험한 적이 있을 것이다. 이것은 카메라가 잡아내는 대비의 폭(contrast ratio)이 좁기 때문이라고 할 수 있는데, 바로 카메라의 이런 특성 때문에 카메라로 촬영한 사진이 실제 인간의 육안으로 보는 것보다 부자연스럽게 느껴진다.

HDR 기술은 카메라가 표현할 수 있는 대비의 폭을 늘려 디스플레이 장치가 표현할 수 있는 것보다 더 크거나 작은 밝기 값을 세밀하게 표현할 수 있게 한다. HDR 기술을 활용한다면 사진을 촬영하고자 하는 곳이 어두운 부분과 밝은 부분의 차이가 매우 커서 기존 기술을 이용한 사진으로는 원하는 모습을 담아내기 힘든 경우, 더 넓은 밝기 범위를 표현함으로써 훨씬 더 실제 눈으로 보는 것과 가까운 모습의 사진을 만들어낼 수 있다. 최종적인 한 장의 HDR 사진을 도출하기 위해서는, 노출을 조절해서 밝기가 다른 사진을 연속으로 촬영한 다음, 밝은 사진에서 밝은 부분의 사진 정보를 가져오고, 어두운 사진에서 어두운 부분의 사진 정보를 가져와 이를 한 장의 사진으로 합성해주는 알고리즘이 필요하다. (<사진1>, <사진2> 참고)

이 프로젝트에서는 기존 HDR 알고리즘의 비교, 분석을 바탕으로 최대 밝기 범위를 표현할 수 있는 HDR 알고리즘 개발을 목표로 한다. 특히 현존하는 HDR 알고리즘 중 exposure-fusion에 주안점을 두어 이를 확장, 개선해나가는 방식으로 프로젝트를 진행할 계획이다. Exposure-fusion 알고리즘에 중점을 둔 이유는 가장 최근에 개발된 HDR 알고리즘 중 tone-mapping 과정을 필요로 하지 않기 때문에 알고리즘의 복잡도와 실행 시간을 줄일 수 있기 때문이다. 하지만 이로써 발생하는 trade-off의 문제점들을 이 프로젝트에서는 해결해나갈 것이다.



<사진 1>



<사진2>

## 2. Introduction

Exposure-fusion을 활용한 HDR 기술의 구현은 크게 두 가지 단계로 진행된다. 하나는 노출 값이 다른 여러 장의 사진을 찍는 Bracketing 과정이고, (<사진1> 참고) 또 다른 하나는 Bracketing 과정을 통해 찍은 여러 장의 사진을 합성하는 과정이다. (<사진2> 참고) 이 프로젝트에서는 카메라의 노출 값을 다르게 조절하여 여러 장의 사진을 찍어야 하는 번거로움을 보다 손쉽게 처리하기 위하여 스마트폰에 내장되어 있는 카메라를 직접 조작할 수 있는 Android 개발 환경을 활용한다.

알고리즘의 개발과 더불어 사진을 직접 찍는 단계부터 개발된 알고리즘을 적용한 HDR 사진을 도출해내는 과정까지 전부 다 담아내는 하나의 어플리케이션에 개발할 수 있다면, 사용자는 직접 Bracketing 단계부터 합성 단계까지 눈으로 확인해볼 수 있을 뿐만 아니라 세부적인 사항은 임의로 조절할 수 있게 된다. 따라서 이 프로젝트에서는 모든 과정을 아우르는 하나의 어플리케이션 개발을 목표로 한다. 또한 평가자는 그 자리에서 사진을 찍고 찍은 사진에 개발된 HDR 알고리즘을 바로 적용해봄으로써 개발된 어플 속에 구현된 HDR 알고리즘에 대해 즉각적인 평가를 내릴 수 있도록 한다.

그러나 HDR 기술을 스마트폰 기기에 구현한다는 것은 PC를 활용하여 계산 과정을 거치는 것보다 한계가 있다. 스마트폰 기기에서 활용할 수 있는 CPU와 메모리 자원은 PC보다도 제한적이기 때문에 개발된 알고리즘도 제한된 자원 안에서 수행될 수밖에 없다. 예를 들어 스마트폰 기기 카메라를 이용하여 찍은 사진의 화질을 일정 수준 이상 올릴 경우 Android 개발환경에서 정해진 크기 이상의 데이터의 전송이 불가능하기 때문에 사진의 화질을 일정 수준 이상 높이기에는 한계가 있다. 또한 스마트폰 기기에 내장된 카메라 센서 역시 일반 독립형 카메라에 부착된 센서보다 보통은 더 좁은 밝기 범위를 가지고 있기 때문에 애초에 더 좁은 밝기 범위를 가진 사진에서부터 시작할 수밖에 없다. 따라서 독립형 카메라에서 찍은 사진을 가지고 PC에서 HDR imaging 기술을 적용시키는 것보다 더 나은 결과값을 기대하기는 힘들다고 할 수 있다.

## Background Study

### A. 관련 접근방법/기술 장단점 분석

#### exposure-fusion 알고리즘

Mertens는 각 exposure이 다른 이미지마다 3가지 quality measure에 해당하는 contrast, saturation, well-exposedness 의 quality metric를 계산하는 것으로 시작한다. Quality metrics는 최종 fusion process에서 특정 exposure 이미지가 최종 이미지의 특정 부분을 나타낼 때 얼마나 중요한지를 나타낸다. 세 가지 특성 요소를 픽셀 단위 곱으로 weight-map을 생성하는데, 단순히 이 weight-map을 가지고 이미지를 fusion할 경우 artifacts 가 발생할 수 있다. Halo artifact처럼 어두운 영역과 밝은 영역 사이의 경계에 seams가 형성되는 것이다. 이 seam 문제를 해결하기 위해 Mertens는 처음 입력된 이미지와 가중치 맵을 이미지 피라미드를 이용한 다중 해상도 기법을 이용하여 한 장의 결과 이미지를 도출한다. 각 exposure image에 대한 Quality Metrics는 Gaussian Pyramid로 분해되고, 이미지 자체는 Laplacian Pyramid로 분해된다. Gaussian Pyramid의 각

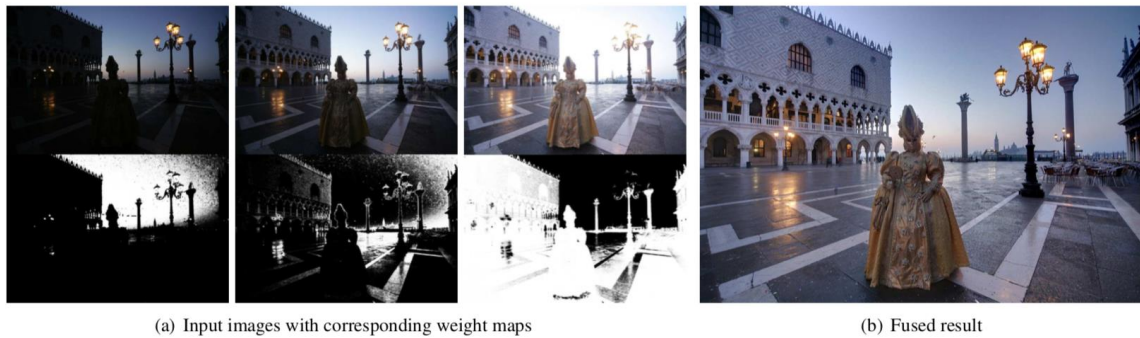
레벨을 Laplacian Pyramid의 각 레벨에 곱한다. 그런 다음 각 exposure 이미지의 각 레벨이 합쳐져 최종 분해된 이미지를 얻는다. 마지막으로, 이 분해된 이미지에 inverse Laplacian을 적용하여 최종 fusion 이미지를 획득한다.

<Exposure Fusion 의 Weightmap 계산 식>

$$W_{ij,k} = (C_{ij,k})^{\omega_C} \times (S_{ij,k})^{\omega_S} \times (E_{ij,k})^{\omega_E}$$

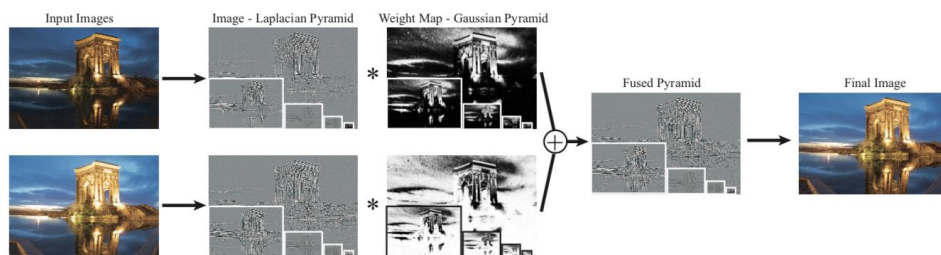
(C = Contrast, S = Saturation, E = Well-exposedness)

<Input image와 그에 해당하는 weight map, 그리고 최종 결과>



**Figure 2. Exposure fusion is guided by weight maps for each input image. A high weight means that a pixel should appear in the final image. These weights reflect desired image qualities, such as high contrast and saturation. Image courtesy of Jacques Joffre.**

<다중 해상도 기법의 과정>



**Figure 3. We fuse differently exposed images using a Laplacian decomposition of the images and a Gaussian pyramid of the weight maps, which represent measures such as contrast and saturation. Image courtesy of Jacques Joffre.**

exposure-fusion 알고리즘은 기존의 HDR 알고리즘과는 다르게 tone-mapping 이 필요하지 않다는 장점이 있다. 따라서 camera response curve 와 exposure time 을 계산할 필요가 없으나 이 때문에 단점도 발생한다. Camera response curve 와 exposure time 은 tone mapping 과정에서 픽셀들을 처리하는 데 사용된다. 따라서 이 두 가지를 고려하지 않으면 결합된 이미지의 전체 톤은 실제 장면과 달라질 수 있다. 예를 들어, 5 under-exposed images 와 2 over-exposed images 가 포함된 exposure sequence images 가 input 으로 들어간다면, 기존의 물리적인 장면과는 다른, 어둡거나 전체적으로 대비가 낮은 최종 이미지를 생성할 가능성이 있는 것이다.

### **JND(Just Noticeable Distortion) Based Saliency Weight**

JND 란 인간의 시각 시스템(Human Visual System. HVS)이 인식할 수 없는 범위 내에서의 최대 왜곡을 의미한다. JND 모델은 이미지의 퀄리티를 측정할 때 image saliency, 즉 다른 영역과 비교했을 때 더 눈에 띄는 정도를 측정하는데 좋은 지표를 제공한다. Jinjian Wu 등 5 인은 다음과 같은 JND 모델을 개발하였다.[2]

$$JND(x) = LA(x) + SM(x) - 0.3 * \min(LA(x), SM(x))$$

LA 는 luminance adaptation 의 줄임말로, 이미지의 background luminance 에 대한 HVS 의 JND 를 측정한 지표이다. 이는 다음과 같은 식으로 계산한다.

$$LA(x) = \begin{cases} 17 * \left(1 - \sqrt{\frac{B(x)}{127}}\right) & (If B(x) \leq 127) \\ \frac{13}{128} * (B(x) - 127) + 3 & (else) \end{cases}$$

여기서 B(x)는 pixel x 에서의 background luminance 이다.

SM 은 spatial masking 의 줄임말로, 이는 다음과 같은 방식으로 계산한다.

$$SM(x) = [0.01B(x) + 11.5][0.01G(x) - 1] - 12$$

$G(x)$ 는 maximum edge difference 로, edge detection filter 를 이용해서 측정한다. Edge structure 가 HVS 에 더 많은 자극을 주므로 이 값이 클수록 JND 도 크다고 할 수 있다.

## B. 프로젝트 개발환경

Android SDK version 28, OpenCV version 3.4.3, 그리고 Android Camera API를 활용하여 어플리케이션을 개발한다.

## Goal/Problem & Requirements

<최종 평가 기준>

### 1. 어플리케이션 개발 :

HDR Imaging 의 본질적 기능을 수행할 수 있는 어플리케이션을 개발했는지 평가한다. 어플리케이션을 이용하여 exposure이 다른 3가지 사진을 찍고 저장할 수 있으며, merge버튼을 통해 HDR 알고리즘을 통해 processing된 이미지를 화면에 띄우고 저장할 수 있다. 최종 결과 사진이 더 넓은 빛의 관용도(wider dynamic range)의 결과를 나타내는지 확인하며, 이 기능이 정상적으로 수행을 한다면 밝은 물건은 좀 더 밝게 표현할 수 있고, 어두운 물건은 더 어둡게 표현을 할 수 있을 것이다. 결과적으로 이미지의 명암에 의한 세밀함을 살릴 수 있을 것이다.

### 2. 새로운 접근 방식의 알고리즘:

Exposure Fusion 을 구현하는 데에 있어서 기존에 현존하는 HDR Imaging 알고리즘과 다르게 어떠한 새로운 방식을 추가로 구현하였는지 평가한다. HDR Imaging 결과를 도출하는 데에 있어서 얼마나 독창적으로 접근하였는지, 그리고 그것을 어떻게 접목하였는지를 평가하며, 알고리즘의 수행시간은 평가 기준의 일부가 아니다.



### 3. 기존 알고리즘과의 성능 비교 :

새로 구현 알고리즘의 결과 이미지들을 기존의 알고리즘으로 수행된 결과들과 블라인드 테스트를 통해 비교해본다. 기존의 알고리즘과 새로 구현된 알고리즘의 두 결과 중 육안으로 보기에 더 자연스럽고 보기 좋은 결과를 선택하게 한다. 블라인드 테스트의 결과를 통해 우리의 알고리즘을 평가한다. 그러나 기존 개발되어 있는 알고리즘의 성능이 뛰어나 육안으로 차이점을 구별하기가 힘들 수도 있다. 이 경우 블라인드 테스트를 통해 기존 알고리즘과 동등하게 혹은 더 개발한 알고리즘의 결과값에 만족하는지 알아본다. 그 외의 성능 비교는 디테일의 차이를 알아보기 위해 별도로 진행한다.

어플리케이션은 다음과 같은 설정된 환경에서 사용한다. 촬영 과정 중의 bracketing 수행 속도나 bracketed images 의 alignment 는 염두에 두지 않을 것이다. 따라서 흔들림이 최소화된 환경에서 촬영이 되어야 하는데, 카메라는 삼각대에 고정하여 정지된 사물만을 촬영할 예정이다.

## 3. Approach

### New Approach to HDR Imaging

#### 1. exposure 조정

앞서 언급하였듯이 exposure-fusion 알고리즘은 camera response curve와 exposure time을 필요로 하지 않는 대신에 input으로 주어진 bracketing images의 경향성에 따라 결과 이미지가 실제 장면과는 달라질 수 있다. 이렇게 bracketing images에 따라 결과 이미지가 달라지는 것을 방지하기 위하여 어떤 bracketing images가 input으로 들어와도 images의

exposure을 알고리즘에서 임의로 조정하여 항상 동일한 품질의 결과 이미지가 생산될 수 있게 하였다.

특히 개발한 어플리케이션에서는 핸드폰에 내장되어있는 최대 exposure 값과 최소 exposure 값, 0 으로 3장의 사진을 찍는데, 이럴 경우 최대 exposure 이미지는 너무 밝고 최소 exposure 이미지는 너무 어두워 실제 장면의 밝기와 색상을 보존하지 못한다는 지적이 있었다. Exposure-fusion 알고리즘 앞에 임의로 각 사진의 gamma, contrast, brightness를 보정하여 마치 너무 밝은 사진과 너무 어두운 사진의 exposure을 조정한 것과 같은 효과를 주었다.

그러나 사진이 임의로 조정되어 부자연스러워질 수도 있으므로, 다음과 같이 검사해볼 수 있는 알고리즘을 추가하였다: 노출값이 가장 높은 사진과 노출값이 가장 낮은 사진의 밝기 값 히스토그램을 구하고, 가장 높은 빈도를 갖는 밝기 값을 설정한 값과 비교하여, 극도로 밝거나 어두운 사진일 경우에만 gamma, contrast, brightness를 보정하도록 한다.

## 2. weighting exponent 조정

<Exposure Fusion 의 Weightmap 계산 식>

$$W_{ij,k} = (C_{ij,k})^{\omega_C} \times (S_{ij,k})^{\omega_S} \times (E_{ij,k})^{\omega_E}$$

(C = Contrast, S = Saturation, E = Well-exposedness)

앞서 exposure-fusion의 weightmap 계산 식을 언급하였다. 각 Contrast, Saturation, Well-exposedness에는 이에 상응하는 weighting exponent가 있어 각 요소의 영향을 조절할 수 있다. 그러나 기존 알고리즘에서는 이 weighting exponent를 조절하지 않고 contrast, saturation, well-

exposedness의 영향이 동일하도록 각 parameter에 1, 1, 1의 값을 대입한다.

그러나 기존 알고리즘으로 실험해본 결과, 최종 이미지에서 local contrast가 부족할 때가 많았고, contrast, saturation, well-exposedness의 영향을 동일하게 하는 것이 최상의 결과를 내는 것 같지 않았다. 그래서 상황에 따라 weight exponent 값을 조정할 수 있는 알고리즘을 추가하여, input image에 따라 weighting exponent도 조정될 수 있게 하였다.

### 3. parameter 조정

Exposure Fusion으로 구한 HDR 이미지가 다른 HDR 알고리즘으로 구한 이미지보다 어둡다는 단점이 있었기 때문에 다른 parameter를 추가해서 이미지를 조금 더 밝게 만들고자 했다. 그렇게 해서 찾아낸 parameter가 JND Model를 기반으로 한 saliency weight이다. 3. Background study에 나와있는 식을 토대로 saliency를 계산하여 기존의 3개의 parameter를 4개로 parameter로 확장하여 weight map을 계산하였다.

## 4. Proposed Algorithm

<기존 exposure-fusion 알고리즘>

Algorithm 1 "Mertens' Exposure Fusion"

```
C = scale(contrast(images))
S = scale(saturation(images))
W = scale(well-exposedness(images))

Quality_measure = computeWeightMap(C,S,W)

for Each image I in the images do
    pyr = Laplacian_pyr(I)
    pyrG = Gaussain_pyr(Quality_measure)
    for level L in the number of levels do
        R[L] = pyr[L] * pyrG[L]
    end for
end for
```

```
reconstruct_pyr(R)|
```

<제안하는 알고리즘>

Algorithm 2 "Proposed Algorithm"

```
adjusted_images = adjustExposure(images)
//get a new series of images that are adjusted based on input images

C = scale(contrast(adjusted_images))
S = scale(saturation(adjusted_images))
W = scale(well-exposedness(adjusted_images))
J = scale(JND-based-well-exposedness(adjusted_images))
//4 parameters instead of 3

weight_exponent = calculateWeightExponent(images[1])
//instead of a constant number(=1), we calculate the weight exponent
//based on original image(=exposure 0)
```

```
Quality_measure = computeWeightMap(C,S,W,J,weight_exponent)
```

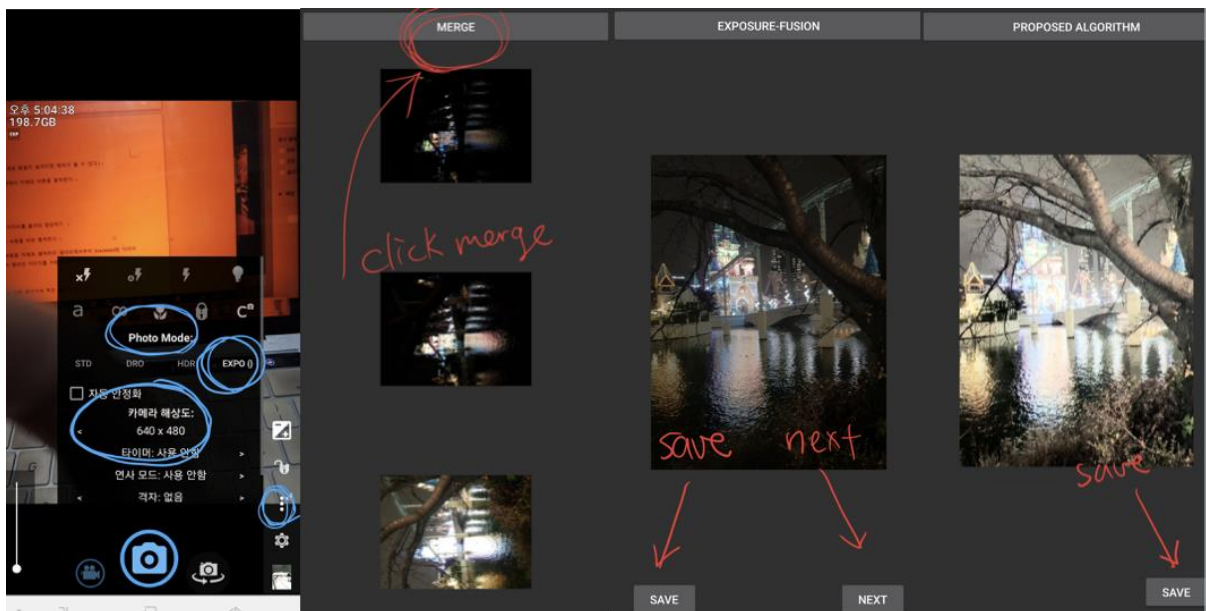
```
for Each image I in the images do
    pyr = Laplacian_pyr(I)
    pyrG = Gaussain_pyr(Quality_measure)
    for level L in the number of levels do
        R[L] = pyr[L] * pyrG[L]
    end for
end for
```

```
reconstruct_pyr(R)|
```

## 5. Application User Manual

### 1) 사진을 찍고 바로 합성하기

1. 어플리케이션을 열고 setting 버튼을 클릭하여 화질은 가장 낮은 것으로, mode는 Expo로 설정한다. (핸드폰 기기의 한계로 화질이 높아지면 에러가 뜰 수 있다.)
2. 삼각대를 설치하고 원하는 장면에서 카메라 버튼을 클릭한다.
3. 갤러리 버튼을 클릭한다.

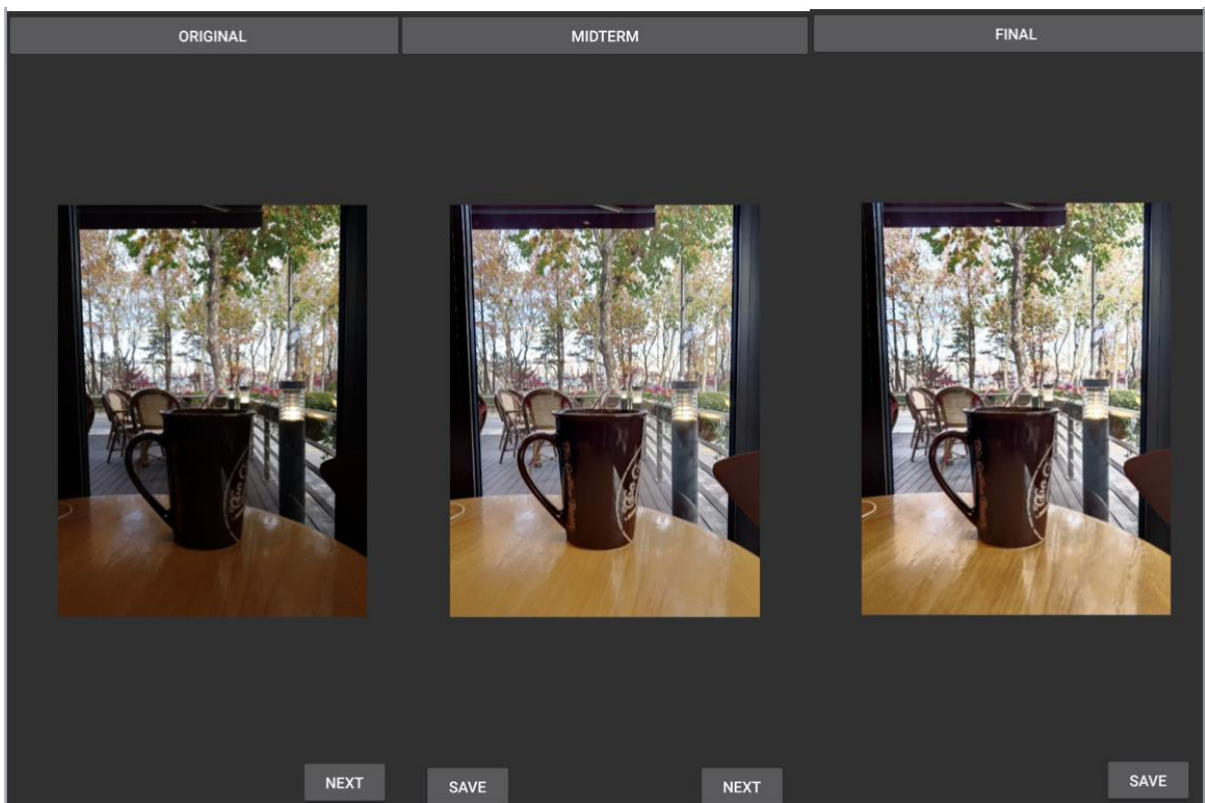
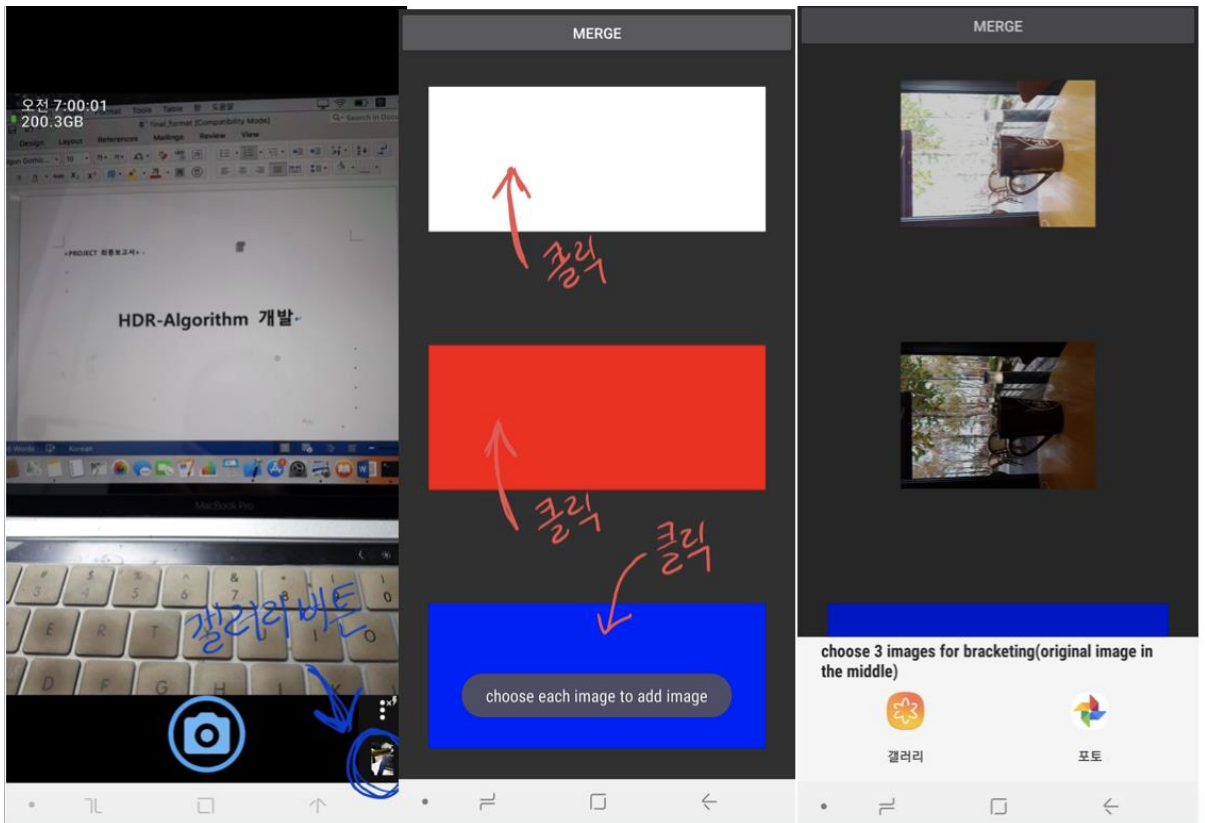


ii.

### 2) 갤러리에서 bracketed된 3가지 이미지를 불러와 합성하기

1. 어플리케이션을 열고 갤러리 버튼을 바로 클릭한다.
2. 흰 바탕, 빨간 바탕, 파란 바탕을 차례로 클릭하여 갤러리에서부터 bracketed된 이미지를 가져온다. (exposure 값이 중간인 이미지를 가운데 배치한다.)
3. Merge 버튼을 클릭한다.

4. Original 이미지는 exposure 값을 중간으로 찍은 원본 이미지이다.
5. Midterm 이미지는 중간고사 때까지 구현한 exposure-fusion 알고리즘으로 합성된 이미지이며, save 버튼을 통해 갤러리에 저장할 수 있다.
6. Final 이미지는 제안하는 알고리즘으로 합성된 이미지이며, save 버튼을 통해 갤러리에 저장할 수 있다.



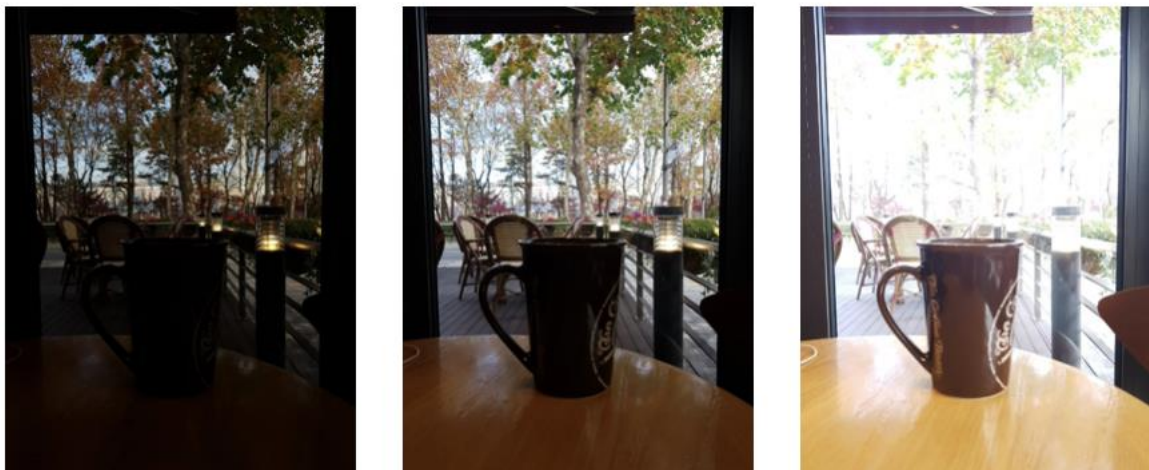
## 6. Results

Sample Image <A>



선정 이유: 기존 exposure-fusion 알고리즘이 플래시를 터트리고 찍은 야간 사진에 대해 만족스럽지 못한 결과물을 도출한다는 지적이 있었다. 개선 여부를 확인하기 위해 야간에 플래시를 터트리고 촬영하였다.

Sample Image <B>

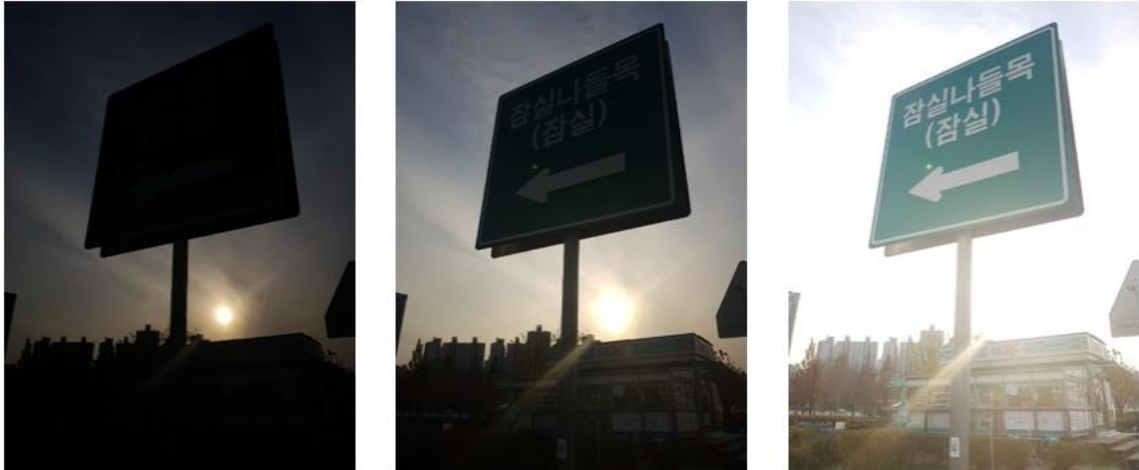


선정이유: HDR 알고리즘이 필요한 전형적인 사진이다. 야외 배경에 포커스를 맞



추니 내부가 잘 보이지 않고, 내부에 포커스를 맞추니 야외 배경이 나오지 않는다.

Sample Image <C>

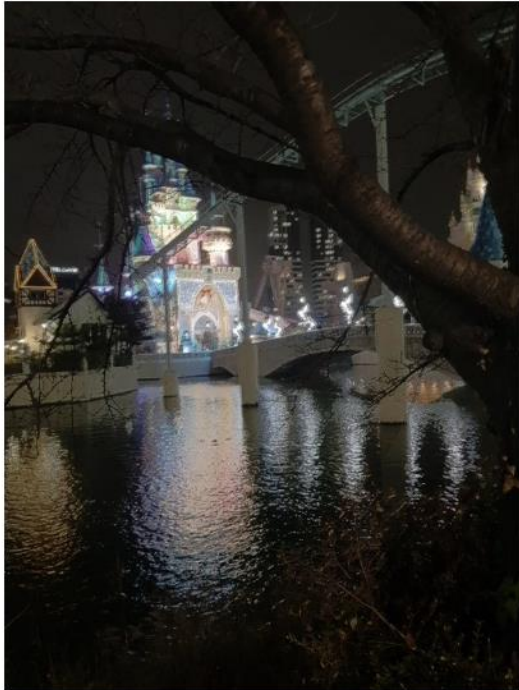


선정 이유: 빛의 밝기 범위가 가장 넓게 표현된 사진을 찾기 위해 해의 모습을 정면으로 촬영한 사진을 사용하였다. 뒷 배경에 해가 있기 때문에 가장 넓은 밝기 범위를 표현해야 하는 사진인데, 노출 값을 다르게 한 어떠한 사진에서도 실제 풍경의 밝기 범위가 표현되지 못하고 있다.

#### A. Result Analysis

Sample Image <A>

기존 Exposure-fusion Algorithm  
(A)



제안하는 알고리즘 (B)



기존 exposure-fusion 알고리즘은 특히 어두운 곳에서 플래시를 터트리고 사진을 찍었을 때 만족스럽지 못한 결과들이 나왔다. 그러나 제안한 알고리즘으로 사진을 합성하면 플래시가 터진 부분까지 정밀하게 표현할 수 있었다.

기존 exposure-fusion 알고리즘에서 3가지 parameter 중 well-exposedness가 오히려 특정 이미지의 중요한 부분을 가져오는 데 방해가 된다는 지적이 있었는데, 제안하는 알고리즘에서는 parameter 값을 정밀하게 조정했을 뿐만 아니라 parameter를 추가하여 새롭게 weight를 계산하였으므로 기존 알고리즘과는 다르게 사진의 특정 부분을 더 잘 보존할 수 있었던 것으로 예상된다.

Sample Image <B>

기존 exposure-fusion  
알고리즘 (A)



제안하는 알고리즘 (B)



두 사진 모두 내부 모습과 외부 모습을 모두 표현하는 데 성공했다. 그러나 제안한 알고리즘으로 사진을 합성하면 색깔이 훨씬 더 선명하게 표현되는 것을 확인할 수 있다. 그러나 컵 아래쪽 그림자 표현 같은 측면에 있어 조금 부자연스러운 모습이 확인되는 것이 아쉬운 점이라고 할 수 있겠다.

Sample Image <C>

기존 exposure-fusion  
알고리즘 (A)



제안하는 알고리즘 (B)



두 사진 모두 넓은 빛의 밝기 범위를 표현해내는 데 성공했다. 그러나 기존 exposure-fusion 알고리즘에 비해 훨씬 더 선명한 결과 이미지가 도출되었다.

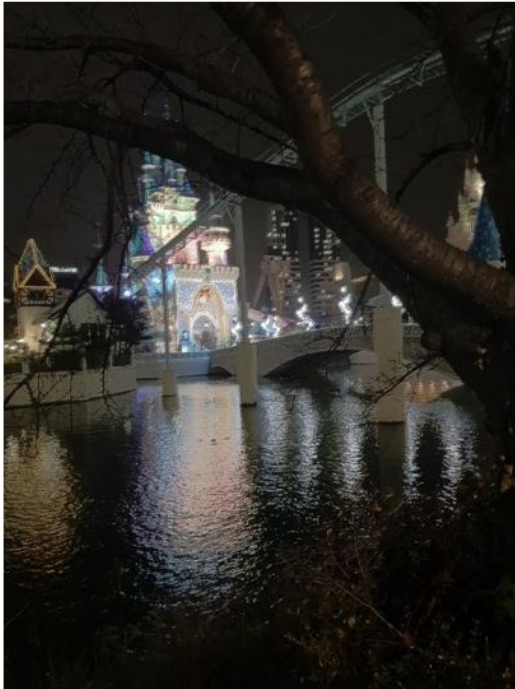
결과 이미지에서도 노이즈 같이 부자연스럽게 표현된 부분이 있는데, 이것은 사진을 촬영하는 과정에서 심한 바람에 의한 미세한 떨림으로 3가지 사진이 완전히 align되지 못한 것에서 기인된 것으로 보인다. 그럼에도 불구하고 기존 exposure-fusion 알고리즘보다 훨씬 밝기의 표현 범위가 증가한 것을 확인할 수 있다.

## B. Tried But Failed Algorithms

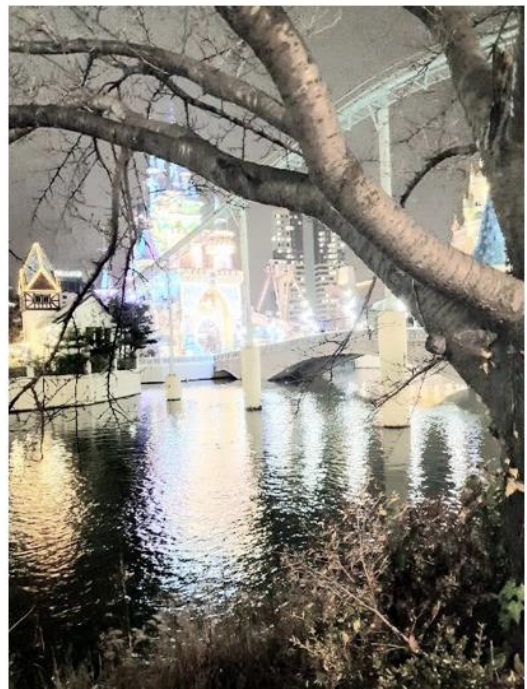


## 1) Contrast Enhancement

기존 Exposure-fusion Algorithm  
(A)



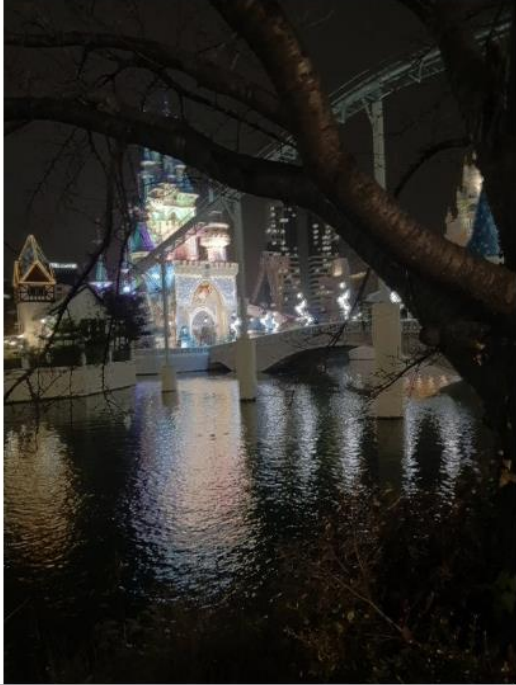
Contrast Enhancement (B)



기존 Exposure-fusion 알고리즘이 Local Contrast가 떨어진다는 지적이 있어 Result Image에 다시 Contrast를 키워주는 알고리즘을 적용하였다. 그러나 사진이 그림처럼 부자연스러워 보이는 효과가 생겨 삭제하였다.

## 2) Block 단위 exposure 조정

기존 Exposure-fusion Algorithm  
(A)



Block-Divide Exposure Adjustment (B)

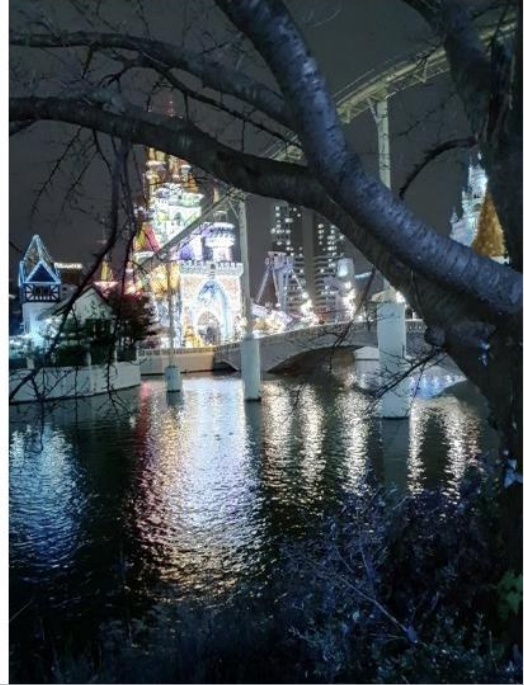


사진 전체의 밝기 값 히스토그램을 구하는 것보다 정밀하게 사진을 블록 단위로 나누고 블록단위로 gamma 값을 보정하자는 제안이 있었다. 그러나 블록단위로 gamma 값을 보정하다보니 맞닿아 있는 블록과 블록이 어색하지 않도록 gamma 값을 조정하는 것이 무척 까다로워 다음과 같이 gamma 값이 잘 조정되지 못한 결과 이미지가 생성되었다.

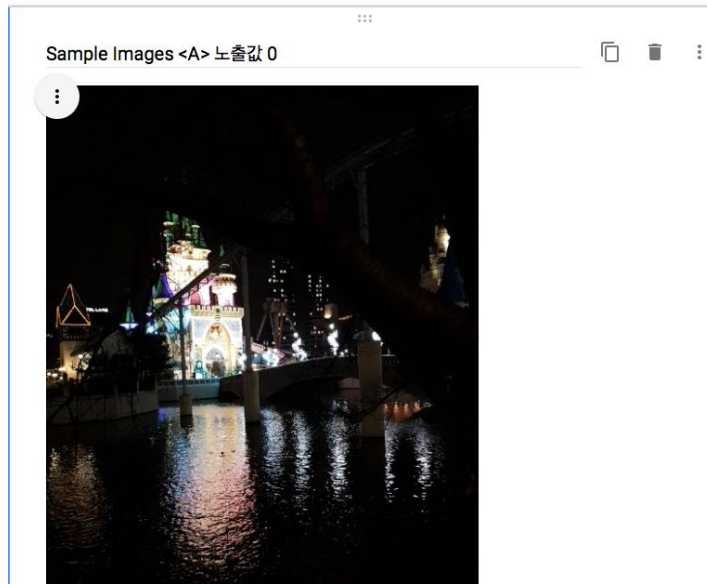
### C. Blind Tests

Sample Image <A>,<B>,<C>를 가지고 원본 이미지, exposure-fusion 알고리즘을 적용한 이미지, 제안한 알고리즘을 적용한 이미지 중 가장 빛의 밝기 범위를 넓게 표현한 이미지 한 장을 고르는 블라인드 테스트를 실시했다.

조사 기간은 2018년 12월 12일부터 14일이며, 조사 대상은 서울대학교 국어국문학과 학생 5명, 중어중문학과 학생 5명, 컴퓨터공학부 학생 10명 총 20명이다.

## 블라인드 테스트

다음은 세 장의 노출값을 다르게 한 사진을 특정 알고리즘을 이용해 합성한 것입니다.



### (중간 부분 생략)

Sample Images A (가장 빛의 밝기 범위가 넓게 표현된 사진을 골라주세요.)

☒ 객관식 질문 ▼

☐ O

×



⋮ ☐ E

×



☐ P

×

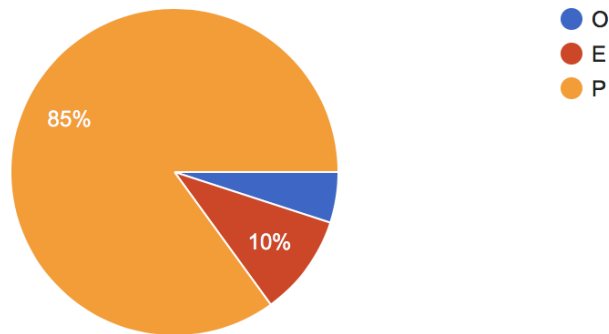


### (뒷 부분 생략)

## <결과>

### Sample Images A (가장 빛의 밝기 범위가 넓게 표현된 사진을 골라주세요.)

응답 20개



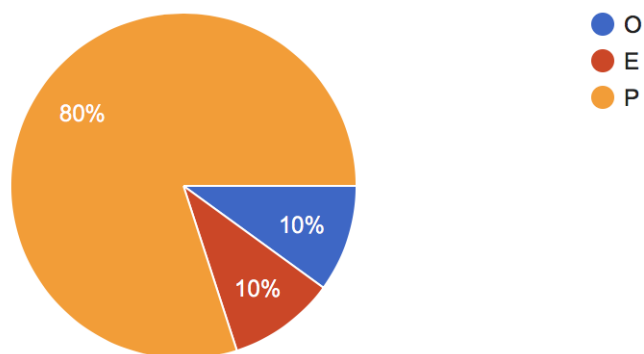
Sample Image <A>

O-Original, E-Exposure-fusion, P-Proposed Algorithm

20명 중 제안한 알고리즘에 만족하는 사람이 17명, 기존 Exposure-fusion 알고리즘에 만족하는 사람이 2명, 노출 값 0의 원본 사진에 만족하는 사람이 1명이었다.

### Sample Images B(가장 빛의 밝기 범위가 넓게 표현된 사진을 골라주세요.)

응답 20개





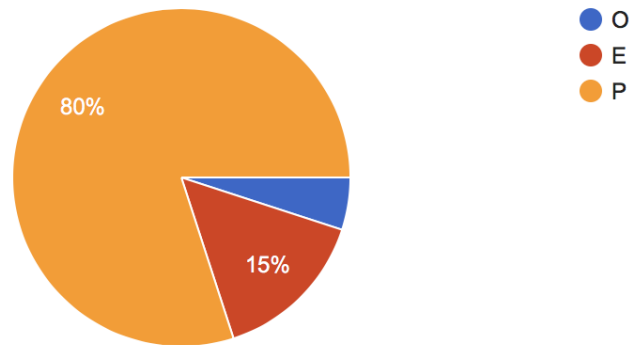
Sample Image <B>

O-Original, E-Exposure-fusion, P-Proposed Algorithm

20명 중 제안한 알고리즘에 만족하는 사람이 18명, 기존 Exposure-fusion 알고리즘에 만족하는 사람이 1명, 노출 값 0의 원본 사진에 만족하는 사람이 1명이었다.

**Sample Images C(가장 빛의 밝기 범위가 넓게 표현된 사진을 골라주세요.)**

응답 20개



Sample Image <C>

O-Original, E-Exposure-fusion, P-Proposed Algorithm

20명 중 제안한 알고리즘에 만족하는 사람이 16명, 기존 Exposure-fusion 알고리즘에 만족하는 사람이 3명, 노출 값 0의 원본 사진에 만족하는 사람이 1명이었다.

## 7. Division & Assignment of Work

항목	담당자
어플리케이션 개발- Bracketing	이세리
어플리케이션 개발 – Algorithm1	김동범
어플리케이션 개발 – Alogrithm2	현지훈
알고리즘 개발 – New approach1(exposure 조정)	이세리
알고리즘 개발 – New approach2(weight 조정)	김동범
알고리즘 개발 – New approach3(parameter 조정)	현지훈
Experiment & feedback	김동범, 이세리, 현지훈

## 8. Reference

- [1] Tom Mertens, Jan Kautz, Frank Van Reeth, "Exposure Fusion", IEEE computer society, 15<sup>th</sup> Pacific Conference on Computer Graphics and Applications, pp. 384-386
- [2] Jinjian Wu, Guangming Shi, Weisi Lin, Anmin Liu, Fei Qi, "Just Noticeable Difference Estimation For Images with Free-Energy Principle", IEEE Trans. Multimedia, pp. 3-4