

비주얼 컴퓨팅

HW2

실험 보고서

Image Pyramid Blending

2019204014

정보융합학부

오승준

목차

I. 실험 개요

- 1.1 실험 개요
- 1.2 데이터 수집 및 선정
- 1.3 데이터 전처리

II. Image Pyramid Blending

- 2.1 Image Pyramid Blending
- 2.2 구현 과정
 - ① Gaussian Pyramid 생성
 - ② Laplacian Pyramid 생성
 - ③ Pyramid 합성 (Stitch)
 - ④ Image 재구성
- 2.3 실험 결과
 - ① 실험 1
 - ② 실험 2
 - ③ 실험 3

III. Advanced Topic

- 3.1 Color Bleeding
- 3.2 CLAHE
- 3.3 Gamma Filter
- 3.4 RGB Channel Split

IV. 결과 정리 및 고찰

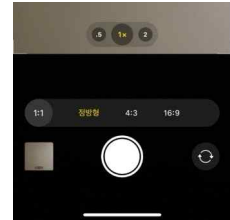
I. 실험 개요

1.1 실험 개요

본 보고서에서 다루는 실험은 Image Pyramid 기법을 활용하여 '손바닥 이미지'의 중앙부에 '눈동자 이미지'를 배치하고 Blending 하여 자연스럽게 합성된 이미지를 생성하는 것을 주된 목표로, 이 과정에서 약간의 파라미터가 달라졌을 때 나타나는 차이를 확인하고, 추가적인 실험 결과를 관찰하는 것을 부가 목표로 진행된다.

1.2 데이터 수집 및 선정

실험에서 주어진 조건은 다음과 같다. 첫째 손바닥의 이미지는 640x480로 사용할 것, 둘째 눈동자의 이미지는 Crop하여 사용할 것. 따라서 조건을 만족하는 영상들을 구하기 위해 손바닥 이미지는 스마트폰의 카메라를 640x480로 설정하고 촬영하는 것이 가장 좋았겠지만, 실험자가 사용 중인 iPhone에서는 저장되는 이미지 size를 조절하는 기능을 지원하지 않았기에 적절한 4:3 비율로 촬영한 사진에 OpenCV의 Resize 함수와 픽셀 영역을 제한하는 방식(ROI)을 활용하여 iPhone 카메라 설정 실험에 사용될 640x480 size의 손바닥 이미지와 Crop된 눈동자 이미지를 얻을 수 있었다.



iPhone 카메라 설정

실험에 사용될 이미지는 기본적으로 손바닥 위에 눈동자를 합성해야 하므로 손바닥 사진은 손바닥이 영상 중앙에 위치하면서 화면을 최대한 많이 차지하되 그 형태가 잘 드러날 필요가 있었고, 눈동자 이미지는 사진에서 Crop할 예정이지만 완성도 있는 결과물을 위해 사진에 적절한 크기로 존재할 필요가 있었다. 따라서 이러한 점들을 고려하여 다음과 같은 사진들을 카메라로 촬영하였다.



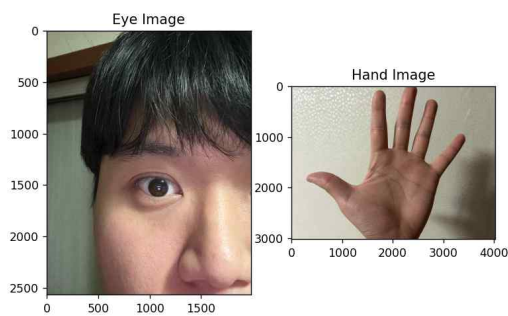
눈동자를 위한 사진



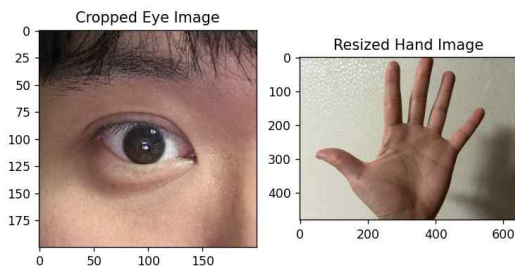
손바닥을 위한 사진

1.3 데이터 전처리

앞서 촬영한 이미지에 대해, 조건을 만족시키기 위해 손바닥 이미지의 640x480로의 Resize 및 눈동자의 부분적인 Image Crop을 적용한 결과는 다음과 같다. 추가로, 눈동자의 경우는 사진 크기 자체가 큰 편이므로, 눈동자를 포함한 일부 영역(ROI)을 따로 Crop(x=600, y=1000, width=1000, height=1000)한 뒤 손바닥에 붙이기 적절한 size가 될 수 있도록 원래 이미지의 비율의 1/5인 200x200로 이미지를 Resize하였다.



< 전처리 전 Image >



< 전처리 후 Image >

II. Image Pyramid Blending

2.1 Image Pyramid Blending

본 실험에서는 손바닥과 눈동자라는 두 이미지를 이용하여 손바닥의 중앙부에 눈동자를 합성하되, Image Pyramid Blending 기법을 사용하여 자연스러운 합성 이미지를 생성하는 과정을 다루며, 이때 사용되는 Image Pyramid에는 Gaussian Pyramid와 Laplacian Pyramid라는 두 가지 Pyramid가 존재한다.

Gaussian Pyramid는 원본 이미지에서 시작하여 각 level마다 직전 level의 1/2만큼 DownSampling을 적용한다. 따라서 level이 높을수록 Smooth(Gaussian Blurring)한 다양한 해상도 버전의 이미지를, Laplacian Pyramid는 Gaussian Pyramid를 기반으로 전 level의 Pyramid와 다음 level의 Pyramid의 차를 구하는 방식으로 구현되므로, 원본 이미지의 세부 사항과 경계(high frequency detail)만을 가진 이미지들을 저장한다.

이렇게 구해진 Pyramid들은 적절한 위치에 붙여진 다음, 혼합된 Pyramid를 기준으로 Gaussian Pyramid를 UpSampling한 뒤(이전 level과 해상도가 같도록) 다음 level의 Laplacian Pyramid image와 더하는 방식의 이미지 재구성 과정을 원본 해상도(Level 0)에 도달할 때까지 반복하여 최종 Blending된 이미지를 구하게 되는데, 이 과정은 다음과 같이 요약될 수 있다.

- ① Gaussian Pyramid 생성
- ② Laplacian Pyramid 생성
- ③ Pyramid 합성 (Stitch)
- ④ Image 재구성

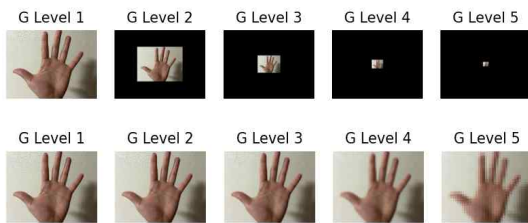
최종적으로, 이 과정을 통해 다양한 해상도에서의 이미지의 high frequency detail(세부 사항과 경계)를 얻을 수 있고, UpSampling된 low frequency detail에 high frequency detail이 더해진 자연스러운 Blended 이미지가 만들어진다.

2.2 구현 과정

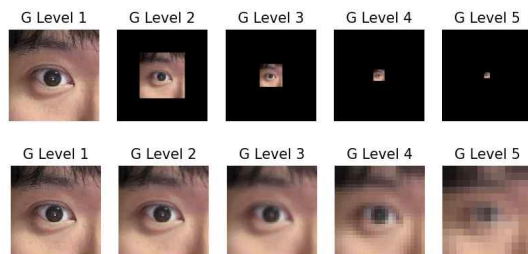
실험에서 다른 Blending Image는 다음과 같은 과정을 거쳐 생성되었으며, 본 실험에서는 적절한 수준의 Blending이 이뤄진 level 5에서의 Image Pyramid blending을 다루었다.

① Gaussian Pyramid 생성

OpenCV의 pyrDown 함수를 사용하여 level 당 1/2씩 줄어드는 level 5의 Gaussian Pyramid를 구현한다. 이때 결과는 아래와 같다.



< 손 이미지의 Gaussian Pyramid (초기 level = 1) >

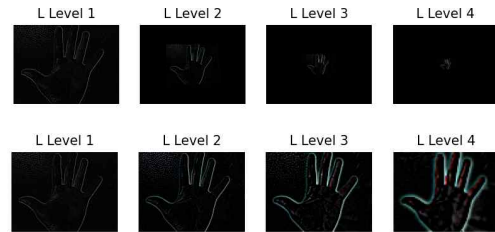


< 눈 이미지의 Gaussian Pyramid (초기 level = 1) >

위의 이미지는 Pyramid Level이 올라갈수록 1/2씩 줄어드는 모습을 보여주며, 아래 이미지는 각 level별 Pyramid Image를 동일한 size로 맞췄을 때의 모습을 보여준다. 실제로 Level이 높아질수록 DownSampling의 영향으로 Smoothing(Gaussian Blurring) 효과가 적용된 것을 직관적으로 확인할 수 있다.

② Laplacian Pyramid 생성

OpenCV의 pyrUp 함수와 subtract 함수를 사용하여 다음 level의 Gaussian Pyramid와 현재 level의 Gaussian Pyramid의 차를 구하는 방식으로 Laplacian Pyramid를 구현한다. 기본적으로 high frequency detail은 검은 배경에 Line 등이 검출되는 형상으로 나타나는 일이 잦으므로, 이를 보다 뚜렷하게 관찰하기 위해 6만큼의 weight를 주어 시각화하였으며, 그 결과는 아래와 같다.

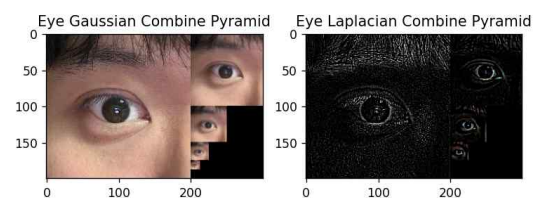
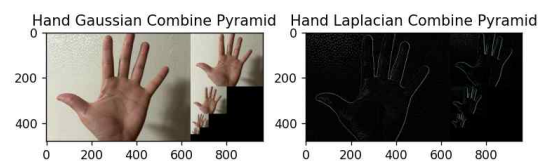


< 손 이미지의 Laplacian Pyramid (초기 level = 1) >



< 눈 이미지의 Laplacian Pyramid (초기 level = 1) >

위, 아래 이미지는 앞선 Gaussian Pyramid 이미지에서 시각화했던 방법과 마찬가지로 level에 따른 Pyramid Image에서 나타나는 특성을 모두 담고 있으며, Laplacian Pyramid는 두 Gaussian Pyramid Image의 차를 이용하여 구현하므로 최고 level이 Gaussian의 경우보다 하나 낮은 4로 나타난다. 추가적으로 level별 이미지에는 high frequency detail에 해당하는 선, 윤곽선, 외곽선 등의 세부 정보들이 담겨있는 것을 확인할 수 있으며, level이 높아질수록 보다 세세한 detail을 감지하면서 일부 Noise가 나타나는 것을 관찰할 수 있다.



< Combined Pyramid (Laplacian weight = 6) >

구해진 모든 Pyramid의 Level 별 이미지를 한 장의 사진에 시각화한 그림은 위와 같다.

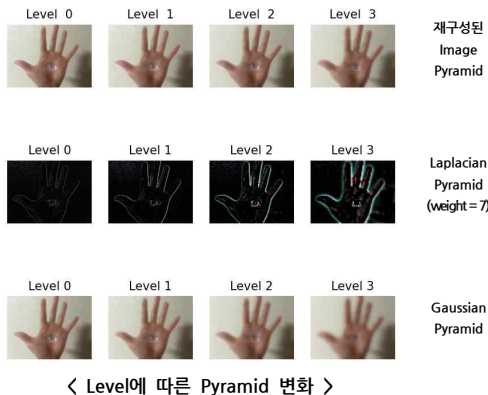
③ Pyramid 합성 (Stitch)

본격적인 Image Blending을 위해 손바닥의 Image Pyramid level마다 비율이 맞는 눈동자 Image Pyramid 이미지를 적절한 위치에 Blending하는 과정이 필요하다. 이를 위해서 초기 이미지(level 0)을 기준으로 손바닥 이미지 중 눈동자 이미지가 합성되기에 적절한 영역을 찾아보았고, 이 영역의 시작점인 offset_x,y는 270, 300. 눈동자 이미지에서 Blending에 사용할 영역(ROI)은 x=23, y=86, height=57, width=130으로 설정하였다. 이 영역에 대해 눈동자 이미지의 blend_ratio(weight)는 0.9로, 손의 weight는 0.1로 두어 자연스러운 Blending이 이뤄지도록 하였다.

이때, 추가적인 ROI 방식의 Image Crop은 눈동자 이미지의 테두리가 high frequency detail로써 검출되어 Blending Quality를 낮추는 상황을 방지하기 위해 적용되며, 각 이미지 피라미드들은 이전 level을 기준으로 1/2만큼 축소되므로, level 수 만큼 반복하면서 두 이미지 피라미드를 합치는 반복문에서 level이 올라갈 때마다 전체 이미지 size와 ROI를 구성하는 x, y, height, width, offset을 모두 1/2만큼씩 줄이는 방법으로 Pyramid level이 증가함에 따른 영상 비율 변화에도 항상 손바닥 영상 내 동일한 위치에 눈동자가 존재할 수 있도록 구현하였다.

④ Image 재구성

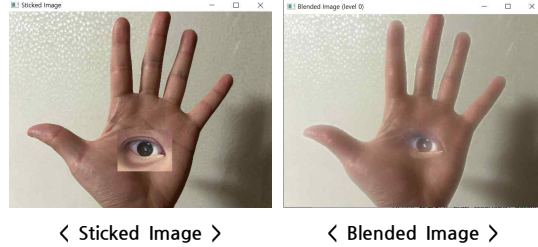
앞선 과정에서 합성된 Gaussian과 Laplacian Image Pyramid 중 Gaussian Pyramid의 가장 높은 level 이미지(가장 작은 이미지)를 시작으로 Gaussian Pyramid의 level별 이미지마다 pyrUp 함수를 이용하여 2배만큼 UpSampling을 하고 UpSampling된 Pyramid 이미지에 대하여 add 함수를 사용해 동일한 비율만큼 축소된 level의 Laplacian Pyramid 이미지를 더해준다. (level은 0~3) 이 과정에서 손실되었던 high frequency detail이 살아나며, 이 과정을 원본 해상도에 해당하는 초기 level 0에 도달할 때까지 반복하면 최종적으로 만들어진 level 0의 이미지는 두 영상이 적절하게 Blending된 이미지가 된다.



2.3 실험 결과

① 실험 1

< 최종 결과 >



최종적으로 Max Pyramid level이 5일 때 완성된 Blending 결과(level 0)는 다음과 같다. 단순히 특정 위치에 눈동자 영상을 Stick 한 경우에서보다 화면이 전체적으로 뿌옇게 변했다는 특징이 존재하지만, 두 이미지 간의 경계면이 Smooth하게 섞여 자연스러운 합성 이미지가 만들어진 것을 확인할 수 있다.

② 실험 2

< Level 변화에 따른 Blended Image 차이 >

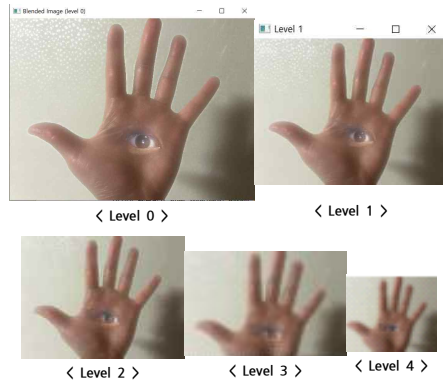


Image Reconstruction 과정에서 level 마다의 이미지를 시각화한 결과이다. Reconstruction은 level 4에서 0 방향으로 진행되므로 점점 level이 낮아질수록 Image Size가 커짐과 동시에 detail들이 살아나는 모습을 관찰할 수 있다. 각 Level에서의 두 Pyramid Image 모습은 'Level에 따른 Pyramid 변화'에 나타나 있으며, 이 자료를 통해서 UpSampling된 Gaussian Pyramid Image에 대해 어떤 high frequency detail들이 더해졌는지를 추가적으로 확인할 수 있다. 마찬가지로, high frequency detail들은 Laplacian Pyramid의 level이 높아질수록 더욱 세세하고 작은 부분들까지 detection되는 경향이 나타난다.

③ 실험 3

< Pyramid Max Level에 따른 Blended Image 차이 >

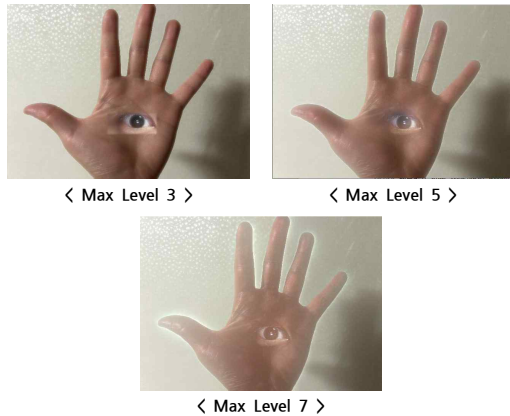


Image Pyramid Blending 과정에서 Max Pyramid level을 달리했을 때의 결과를 나타내 보았다. 그 결과 Max level에 따라 두 이미지 간의 경계면과 전체적인 이미지의 백택 정도 사이의 Trade-off가 관찰되었으며, 이는 앞선 실험 결과와도 마찬가지로 Laplacian Pyramid의 level이 높아질수록 더욱 세세한 detail(Edge)들이 Detection되고 더해지는 과정에서 이러한 일부 noise 내지는 high frequency 영역들이 강조된 상태가 Gaussian Pyramid의 Upsampling 과정에서 영향을 미친 것으로 해석할 수 있었다.

따라서 적정 수준으로 판단되는 Max Level 5의 경우를 중심으로 이렇게 뿌옇게 나타나는 Reconstructed Image의 Contrast를 올리기 위해 몇 가지 추가적인 시도를 해 보았다.

III. Advanced Topic

3.1 Color Bleeding

Image Reconstruction 과정을 살펴보면, 재구성된 이미지의 high frequency detail은 Laplacian Pyramid Image로부터 전달받으며, 이후 Gaussian Pyramid Image에서 UpSampling 과정을 거치게 된다. 그러나 이때의 UpSampling은 저해상도의 Color 정보를 담고 있는 Pixel로부터 고해상도의 넓은 영역을 이루는 Pixel들의 Color 정보를 Reconstruction 하게 되는데, 이 과정에서 인접한 Pixel 간의 값들이 혼합되어 이미지가 전반적으로 뿌옇게 나타나는 (Contrast가 낮아지는) Color Bleeding 현상이 나타나게 된다.

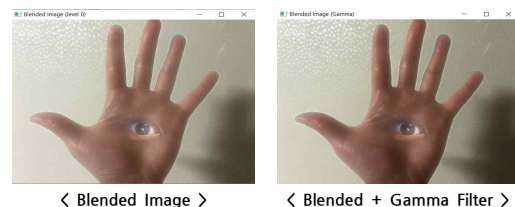
본 실험에서는 보다 완성도있는 Blended Image를 구해보고자 Pyramid Max Level 5에서 Blending된 이미지에 대해 Contrast를 높일 수 있는 몇 가지 추가적인 시도들을 해 보았다.

3.2 CLAHE



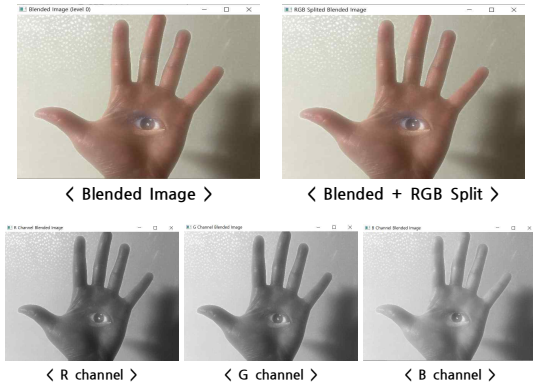
광도 I을 따로 분할하는 LAB 색공간으로 변환 후 광도 L에 대해 파라미터를 clipLimit=0.6, tileGridSize=(2,2)로 두고 CLAHE를 적용한 결과는 다음과 같았다. 뿌옇게 정도가 조금은 줄었으며, 확실히 어두운 부분들이 일부 강조되면서 이미지의 Contrast가 높아진 모습을 관찰할 수 있었다.

3.3 Gamma Filter



이미지가 밝은 것이 문제이므로 Gamma 값을 1보다 작은 0.8로 설정하여 이미지를 전체적으로 어둡게 처리하였다. 그 결과, 마찬가지로 Color Bleeding 효과의 완화가 나타나면서 Contrast가 높아진 모습을 관찰할 수 있었다.

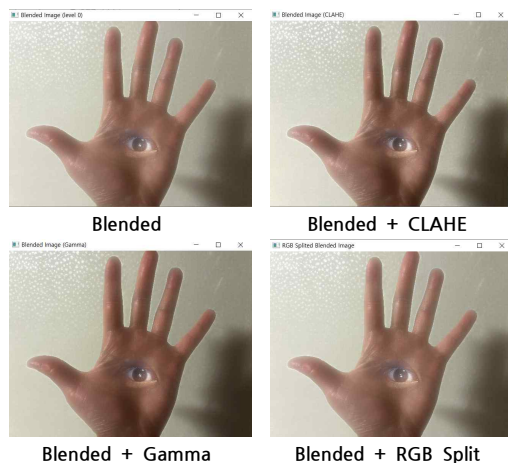
3.4 RGB Channel Split



각 Color Channel(RGB) 마다의 high frequency detail들 간의 상호작용이 Color Bleeding 효과를 증폭시킬 수 있기 때문에, 이미지를 R, G, B Channel로 분할한 다음 각 Channel에 대해 개별적으로 Image Pyramid Blending을 적용하고 각 Channel 별로 합성된 이미지를 merge해 보았다. Contrast 측면이나 이미지를 확대해서 보면 확실히 색이 조금 더 세세하게 구분되는 경향을 보이긴 하나, 해당 이미지의 Color Bleeding 완화 측면에서는 미약한 효과를 보여주었다.

이는 이미지 자체의 size가 크지 않은 것에 비해 영상에 존재하는 흰 벽지에 존재하는 무늬들이 high frequency detail로 검출된 부분들이 영향을 미친 것으로 예상되며, 이를 해결하기 위해서는 R, G, B 채널을 분리하는 것 이외에도 Mask를 처리하여 Mask 영역에 대해서도 이미지 피라미드를 만들고 해당 영역에 대해서만 Image Pyramid Blending을 적용하는 것이 큰 도움을 줄 것으로 보인다.

최종적으로, Color Bleeding을 완화하기 위해 사용해 보았던 모든 Solution들의 적용 결과는 아래와 같다.



IV. 결과 정리 및 고찰

Image Pyramid를 활용한 Image Blending을 구현하면서, Low frequency에 focus를 둔 Gaussian Pyramid와 High frequency에 focus를 둔 Laplacian Pyramid를 활용하여 Blending된 이미지를 Reconstruction 하는 과정이 부분적으로는 Naive하다는 생각이 들면서도 의외로 괜찮은 결과물이 만들어져서 신기하게 다가왔다. 그러나 Color Bleeding 문제라는 단점이 일부 존재하기에 이를 어떻게 해결할 것인지가 중요한 문제라고 생각하는데, 이와 관련해서 지금까지 Global한 Pyramid를 구성하는 것이 아닌, Local한 영역에서의 Image Pyramid를 활용하는 방식 등을 활용하면 이를 일부 해결할 수 있을 것이라 기대된다.

이외에도 최근 Computer Vision 분야에서의 Deep Learning Based Image Resolution Task에서도 Image Pyramid와 관련된 개념이 일부 사용되었을 것이라 보았는데, 이와 관련해서는 추후 기초 논문을 읽어보며 Idea 관점에서 추가적인 공부를 진행하면 훌륭한 Computer Vision 분야의 공부 소재가 될 것이라는 생각을 해 볼 수 있었다.