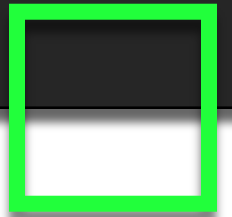


#수치 해석

#과제 11

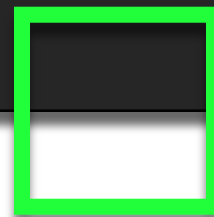
Correlation Coefficient

컴퓨터소프트웨어학부
2018008395 박정호



#1

구현





설명에 앞서...

이번 과제는 이미지를 구성하는 여러 component 간의 상관 관계를 보는 과제였다. 따라서 기본적으로 이미지의 decomposition 을 통한 component 도출, component 간의 상관 계수 계산이라는 두 부분을 구현해야 했는데, 여기서 이미지의 decomposition 은 PILLOW라는 python 의 이미지 프로세싱 라이브러리를 사용했다.

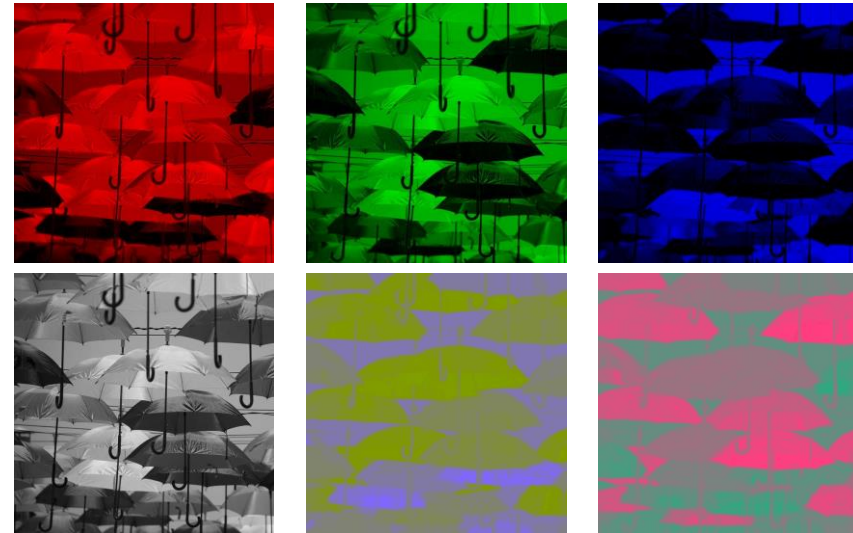
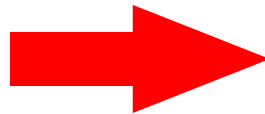
YUV format 중에서는 YCbCr format을 사용했는데, PILLOW 에서 지원하는 format이 이 형식 뿐이었기 때문이다. 이미지로 변환해본 결과, 수업 자료에서 설명한 형태와 크게 다르지 않음을 확인할 수 있었다.

모델링 - 이미지의 decomposition

우선 이미지를 구성하는 component 를 구하는 과정이 필요했다.

RGB는 단순히 이미지를 연 다음에 픽셀의 RGB 값을 다 분리해낸 다음, 각 픽셀의 값을 R, G, B값으로 나눠서 각각 하나의 1차원 벡터에 저장하는 식으로 진행했고, YUV는 RGB 이미지를 YCbCr 형식으로 변환한 다음, 앞의 과정과 같이 각 픽셀의 값을 1차원 벡터 3개에 저장하는 식으로 분리를 했다.

이미지를 분리한 결과는 다음과 같다.



모델링 - 상관 계수의 연산

상관 계수를 구하는 연산은 이미 오픈 라이브러리로 꽤 많이 존재하지만, 이번 과제의 목적은 그것을 구현하는 것이라 생각해서 직접 구현했다.

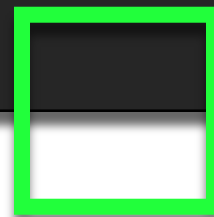
결국 상관 계수란 A와 B의 공분산을 A의 표준편차와 B의 표준편차로 나눈 것이므로, 이를 그대로 구현했다. 평균을 구하는 것과, 표준편차를 구하는 것, 공분산을 구하는 것 모두 단순 for loop로 구현할 수 있으므로 어려운 구현이 아니었다. 수업 자료에 존재하는 수식을 그대로 코드로 작성하니 올바른 상관 계수를 구하는 것을 확인할 수 있었다.

`numpy.corrcoef` 라는 메소드와 실행 결과를 비교해보았을 때 완전히 일치하였으므로, 필자의 구현이 오류가 없음을 확인할 수 있었다.

이후 각 이미지의 상관 계수와 전체 이미지 집합의 상관계수를 구하는 과정에서 구현한 이 함수에 각 component의 정보를 담은 1차원 벡터(리스트)를 넘기는 것으로 상관 계수를 구했다.

#2

결과와 비교



사용한 이미지



0.jpg



1.jpg



2.jpg



3.jpg



4.jpg



5.jpg



6.jpg



7.jpg



8.jpg



9.jpg

필자가 사용한 이미지이다 최대한 다양한 색상이 포함되는 이미지를 골랐고, 이를 위해 무료 이미지 사이트 pixabay에서 'colorful' 이라는 키워드로 검색해서 도출된 이미지만을 사용했다.

다만, 1, 2, 3번처럼 흰색, 검은색, 푸른색 등의 특정 색상이 다른 색상에 비해 많이 포함되거나, 8번처럼 색상은 다양하지만 대체로 어두운 이미지도 있었다.

이러한 이미지들의 특성이 상관계수에 어떤 영향을 미쳤는지에 대해서는 후술하도록 하겠다.

전체적으로 이미지에 다양한 색상이 포함되어 있으므로 전체 상관계수 계산 시에는 큰 문제가 없었다.

Correlation Coefficient

```
PS C:\Users\pch68\HYU_MAT3008\HW11>
Filename : 0.jpg
Get RGV and YUV component...
Evaluate Correlation Coefficient...
G-R correlation : 0.757745
G-B correlation : 0.931552
R-B correlation : 0.638854
Y-U correlation : -0.060559
Y-V correlation : -0.093464
U-V correlation : -0.722373
Filename : 1.jpg
Get RGV and YUV component...
Evaluate Correlation Coefficient...
G-R correlation : 0.839287
G-B correlation : 0.919579
R-B correlation : 0.640640
Y-U correlation : 0.174151
Y-V correlation : -0.319815
U-V correlation : -0.838517
Filename : 2.jpg
Get RGV and YUV component...
Evaluate Correlation Coefficient...
G-R correlation : 0.637148
G-B correlation : 0.626066
R-B correlation : 0.612253
Y-U correlation : -0.510635
Y-V correlation : 0.206784
U-V correlation : -0.148726
```

```
Filename : 3.jpg
Get RGV and YUV component...
Evaluate Correlation Coefficient...
G-R correlation : 0.682087
G-B correlation : 0.712959
R-B correlation : 0.059351
Y-U correlation : -0.289088
Y-V correlation : 0.276111
U-V correlation : -0.937277
Filename : 4.jpg
Get RGV and YUV component...
Evaluate Correlation Coefficient...
G-R correlation : 0.699559
G-B correlation : 0.733806
R-B correlation : 0.319665
Y-U correlation : -0.206807
Y-V correlation : 0.169492
U-V correlation : -0.726466
Filename : 5.jpg
Get RGV and YUV component...
Evaluate Correlation Coefficient...
G-R correlation : 0.392758
G-B correlation : 0.573744
R-B correlation : -0.094281
Y-U correlation : -0.147891
Y-V correlation : -0.223343
U-V correlation : -0.613743
```

```
Filename : 6.jpg
Get RGV and YUV component...
Evaluate Correlation Coefficient...
G-R correlation : 0.485577
G-B correlation : 0.779436
R-B correlation : 0.467915
Y-U correlation : 0.148718
Y-V correlation : -0.308654
U-V correlation : -0.355232
Filename : 7.jpg
Get RGV and YUV component...
Evaluate Correlation Coefficient...
G-R correlation : 0.768450
G-B correlation : 0.617571
R-B correlation : 0.382750
Y-U correlation : -0.694171
Y-V correlation : -0.123067
U-V correlation : -0.230543
Filename : 8.jpg
Get RGV and YUV component...
Evaluate Correlation Coefficient...
G-R correlation : 0.702022
G-B correlation : 0.885749
R-B correlation : 0.589165
Y-U correlation : -0.054491
Y-V correlation : 0.045793
U-V correlation : -0.623244
```

```
Filename : 9.jpg
Get RGV and YUV component...
Evaluate Correlation Coefficient...
G-R correlation : 0.452062
G-B correlation : 0.100817
R-B correlation : -0.152763
Y-U correlation : -0.735814
Y-V correlation : 0.123573
U-V correlation : -0.324673

Evaluate Total Correlation Coefficient
G-R correlation : 0.726086
G-B correlation : 0.745060
R-B correlation : 0.466368
Y-U correlation : -0.251715
Y-V correlation : 0.018686
U-V correlation : -0.527442
```


전체 이미지에 대한 분석

```
Evaluate Total Correlation Coefficient
G-R correlation : 0.726086
G-B correlation : 0.745060
R-B correlation : 0.466368
Y-U correlation : -0.251715
Y-V correlation : 0.018686
U-V correlation : -0.527442
```

전체 이미지 10개에 대한 상관 계수는 위와 같다.

G가 대부분의 영상 정보를 가지고 있어서인지, G-R, G-B의 상관 계수가 R-B의 상관 계수보다 상대적으로 큰 것을 알 수 있었다. 또한, YUV format 에서 구한 상관 계수들이 대부분 RGB format 에서 구한 상관 계수보다 작은 것을 확인할 수 있었다.

다만, 의외로 U와 V의 상관 계수가 높은 것을 알 수 있었는데, 대체로 U값이 크면 V값이 작은 반비례 관계에 있는 것을 확인할 수 있었다.

다음 슬라이드부터는 개별 이미지에 대해서 구한 상관 계수에 대해서 설명하겠다.

(11월 16일에 업로드된 강의에서 필자가 과제에 대해 오해한 부분이 있었다는 것을 확인했다. 그렇지만, 개별 이미지의 상관 계수도 나름의 의미가 있으므로, 설명은 그대로 남겨두기로 한다.

개별 이미지에 대한 분석



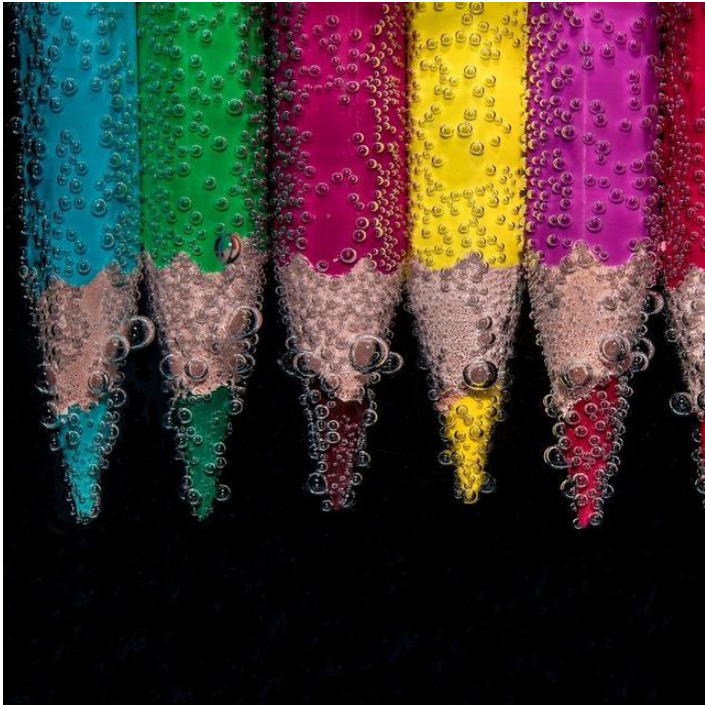
1.png

G-R, G-B의 상관 계수가 상당히 크게 나온 이미지이다. 대체로 청록에 가까운 초록색이나, 푸른색, 노란색이 많고 배경이 흰색에 가까운 것을 볼 수 있다.

흰색은 R, G, B 모두 큰 값을 가질 때 나타나고, 노란색은 R, G가 클 때, 초록은 G, B가 클 때 나타난다는 것을 고려했을 때 어떤 색이 많이 나타나냐에 따라 상관 계수가 큰 것을 확인 할 수 있었다.

또한 상대적으로 R-B 상관계수가 작은 것은 흰색에서는 R과 B가 모두 크게 나오는데, 나머지 색에서는 R과 B의 값이 비례하게 나타나지 않아서 상관계수가 작게 나온 것으로 보인다.

개별 이미지에 대한 분석



2.png

G-R, G-B, R-B의 상관 계수가 0.6~0.7 정도로 비슷하게 나온 이미지이다. 배경이 검은색이고, 청록색, 노란색, 보라색 등 두 빛이 섞여서 나오는 색이 비슷한 비율로 포함된 이미지이다.

검은색은 R, G, B 모두 0에 가까울 때 나오는 색이므로, R, G, B 값이 비례 관계에 있다고 볼 수 있다. 또한 청록, 노랑, 보라는 각각 G와 B, G와 R, R과 B가 클 때 나오는 색이므로 이 역시 각 값이 비례 관계에 있다고 볼 수 있다. 덕분에 비례 관계에 있는 픽셀이 많아서 각 상관 계수가 모두 0.6 정도로 비슷하게 나온 것이다.

개별 이미지에 대한 분석



9.png

G-R, G-B, R-B의 상관 계수가 0.1~0.4 정도로 낮게 나온 이미지이다. 그나마 노란색이 많은 편이지만, 특정 색이 대부분이라고 말하기 어려울 정도로 다양한 색상이 포함된 이미지이다.

노란색 픽셀들로 인해 G-R 상관 계수는 0.4 정도로 비교적 높은 것을 보이지만, 여타 상관 계수들은 0.1 정도로 상당히 낮은 것을 알 수 있다. 이는 G-B나 R-B의 관계를 특정할 수 없을 정도로 다양한 색상의 픽셀이 존재하기 때문일 것이다.