

비주얼 컴퓨팅

HW3

실험 보고서

Panorama Image Making

2019204014

정보융합학부

오승준

목차

I. 실험 개요

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

II. Panorama Image Making

- 2.1 Panorama Image
- 2.2 구현 과정
 - ① SIFT 알고리즘을 활용한 특징점 찾기
 - ② FLANN 알고리즘을 통한 특징점 Matching
 - ③ 좋은 Matching Point들만 남기기
 - ④ 남은 Matching Point들에 대한 Homography 계산
 - ⑤ Homography를 바탕으로 이미지들을 사영 변환
 - ⑥ 변환된 이미지를 Stitching
- 2.3 실험 결과
 - ① 실험 1
 - ② 실험 2
 - ③ 실험 3
 - ④ 실험 4

III. Advanced Topic

- 3.1 Challenge I
- 3.2 Challenge II

IV. 결과 정리 및 고찰

I. 실험 개요

1.1 실험 개요

본 보고서에서 다루는 실험은 SIFT 알고리즘을 사용하여 각 이미지들의 특징점들을 추출하고, FLANN 알고리즘을 기반으로 특징점들을 매칭한 뒤, Homography 계산 결과를 바탕으로 변환한 총 3장의 이미지가 자연스럽게 연결되는 파노라마 이미지를 만드는 것을 목표로 진행된다. 추가적으로는 각 변환 과정을 시각화하고, 특징점 Matching 과정에서의 Hyperparameter를 달리했을 때의 결과를 확인하며, 최종적으로 완성된 이미지의 품질을 올리는 몇 가지 실험들을 진행한다.

1.2 데이터 수집 및 선정

실험에서 주어진 조건은 다음과 같다. 첫째, 동일한 카메라로 카메라 위치 방향을 다르게 세 장의 사진 촬영할 것. 둘째, 각 이미지는 밝기/대비 차이가 있도록 할 것. 셋째 영상에서 겹치는 부분이 있도록 할 것.

따라서 조건을 만족하는 영상들을 구하기 위해 손바닥 이미지는 스마트폰(아이폰)의 기본 카메라 세팅에서 가로 모드의 상태로 다음과 같은 총 3장의 사진을 촬영하였다.



left 이미지

mid 이미지

right 이미지

그 결과, 세 이미지는 각각 다른 타이밍에 촬영하여 밝기를 다르게 할 수 있었고, 좌측 이미지와 우측 이미지의 경우는 약간의 회전을 더 주어 촬영하게 되었다. 또한, 실험에 사용될 이미지는 기본적으로 겹치는 부분이 존재해야 하므로 집 주변 공원에 존재하는 조각상을 기준으로 세 장의 사진들이 부분적으로 겹칠 수 있도록 구도를 선정하였다.

1.3 데이터 전처리

본격적인 실험에 앞서, 카메라의 성능과 관련하여 해상도가 높은 이미지가 촬영되었고 최종 결과물은 총 3장의 사진이 연결된 파노라마 이미지가 도출되므로 결과물의 원활한 시각화를 위해 각 이미지와 최종 결과물의 Size를 기존 비율을 유지한 채, 15인치 모니터에 적합하도록 해상도를 Resize 하였다.

II. Panorama Image Making

2.1 Panorama Image

본 실험에서는 세 장의 이미지에서의 특징점을 찾고, 이를 매칭한 뒤, 이를 기반으로 특정 이미지를 사영변환 후 Stitching 하는 과정을 다룬다. 또한, 구하려는 파노라마 이미지는 left-mid-right의 순서이므로 mid를 중심으로 left와 right가 적절히 변환되어 matching 될 수 있도록, left와 mid의 경우는 cv.film을 이용하여 좌우 반전한 상태에서 Stitching하고, 모든 이미지를 붙이기 전에 다시 film하는 방법으로 mid 이미지 중심의 파노라마 이미지를 구성한다.

이미지에서의 특징점을 찾는 SIFT 알고리즘은 주변 Point들을 활용하는 Feature Descriptor 알고리즘으로, 다양한 Scale 및 Roation에 대해 Invariant한 특징점들을 추출할 수 있다는 장점이 존재하며, 이렇게 찾아진 특징점들에 대해서는 가까운 k개(본 실험에서는 2개)의 점을 기반으로 가까운 이웃점들을 빠르게 찾고 Matching해주는 FLANN(knn) 알고리즘이 적용된다. 이후로는 Homography에 사용될 좋은 match point들을 찾기 위해 Lowe's ratio test를 적용하여 좋은 특징점들만을 남겨두고, 이렇게 남겨진 match point들에 대해서는 노이즈에 강건하게 Data Point의 개형을 찾도록 해주는 RANSAC 알고리즘을 기반으로 Homography를 구하게 된다. 이후로는 해당 Homography를 이용하여 warpPerspective로 붙일 이미지를 사영변환 한 뒤, 가운데 이미지와 Stitching하는 방식으로 파노라마 이미지를 생성하게 되며, 이 과정은 다음과 같이 요약될 수 있다.

- ① SIFT 알고리즘을 활용한 특징점 찾기
- ② FLANN 알고리즘을 통한 특징점 Matching
- ③ 좋은 Matching Point들만 남기기
- ④ 남은 Matching Point들에 대한 Homography 계산
- ⑤ Homography를 바탕으로 이미지들을 사영 변환
- ⑥ 변환된 이미지를 Stitching

최종적으로, 이 과정을 통해 밝기가 다르고 회전된 세 장의 이미지들이 서로 자연스럽게 Stitching된 파노라마 이미지를 얻을 수 있다.

2.2 구현 과정

실험에서 다룬 Panorama Image는 다음과 같은 과정을 거쳐 생성되었으며, 본 실험에서는 적절한 수준의 Stitching이 이뤄진 SIFT, FLANN의 tree=5, check=50, knn에서의 k=2, Lowe's ratio test=0.7, ransacReprojThreshold=5.0일 때의 Panorama Image making을 다루었다.

① SIFT 알고리즘을 활용한 특징점 찾기

OpenCV에서 GrayScale로 이미지를 변환하고, sift.detectAndCompute 함수를 이용하여, 특징점들을 추출한다. 이때의 결과는 아래와 같다.



< SIFT 알고리즘으로 추출한 특징점 >

위의 이미지는 SIFT 알고리즘에 의해 탐지된 특징점들을 보여주며, 주로 사물이나 건물 등에 중점적으로 분포된 것을 확인할 수 있다. 이때, 원을 자세히 보면 선이 그려진 모습을 볼 수 있는데, 이 선은 주변 점들의 Gradient로 계산된 방향 성분을 의미한다.

② FLANN 알고리즘을 통한 특징점 Matching

cv2.FlannBasedMatcher 함수와 flann.knnMatch 함수를 사용하여 앞서 도출된 특징점들을 각 이미지에서 매칭시킨다. 기본적으로 k=2로 고정된 상태에서 트리의 깊이 또는 정확한 탐색에 따른 변화를 관찰하기 위해 tree와 checks의 값을 변화시켜가며 결과를 관찰한다. 결과적으로 두 파라미터에 따른 결과 변화는 크지 않았기에, tree=5, checks=50으로 설정하여 실험을 진행하였다. (아래의 결과는 이후 합쳐진 이미지에 대한 결과를 나타낸 것이다.)



< FLANN에서 Tree의 변화에 따른 Matching 결과 >



< FLANN에서 Checks의 변화에 따른 Matching 결과 >

③ 좋은 Matching Point들만 남기기

FLANN에 기반한 Matching 결과 중 Homography의 Matching Point로 사용할 특징점들을 선별하기 위해 Lowe's ratio test를 기준으로 적절한 Thresholding을 진행한다. 그 결과, Ratio에 따라 Thresholding된 Point 들은 아래와 같으며 비율이 높을수록 많은 점들이 남아 있는 것을 확인할 수 있으며, 실험에서는 가장 적절한 변환이 이루어졌던 0.7을 최종 비율로 선정하였다.

(아래의 결과는 이후 합쳐진 이미지에 대한 결과를 나타낸 것이며, FLANN의 하이퍼 파라미터가 변화할 때, Ratio에 따른 변화는 미미했다.)



< Ratio에 따라 남겨진 특징점 >

④ 남은 Matching Point들에 대한 Homography 계산

앞선 과정에서 찾은 Point들을 기반으로 cv2.findHomography를 이용하여 Homography를 계산한다. 이때의 알고리즘은 RANSAC을 사용하며, ransacReprojThreshold는 5.0으로 설정한다. (데이터가 아웃라이어에 해당하는지 판단하는 Threshold)

```
Left + Mid Homography :
[[ 6.33567650e-01  1.74308548e-01  1.53985138e+02]
 [-2.82312947e-01  8.95673995e-01  3.07339644e+01]
 [-6.01774759e-04 -1.55602940e-05  1.00000000e+00]]
SEMI + Right Homography :
[[ 2.71853652e-01 -2.49278364e-02  4.19049595e+02]
 [-2.45998875e-01  8.23302262e-01  2.42323473e+01]
 [-1.04264884e-03 -6.47579164e-05  1.00000000e+00]]
```

< 이미지 조합별로 구해진 Homography >

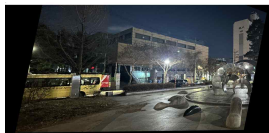
⑤ Homography를 바탕으로 이미지들을 사영 변환

mid 이미지를 중심으로 좌우로 left와 right 이미지를 붙이는 것이 자연스럽기에, left 이미지와 mid 이미지를 더할 때는 두 이미지를 flip한 상태에서 left 이미지에 대해 사영변환을 진행하고 Stitching한 뒤, 다시 flip하는 과정을 거쳐게 되며, 이렇게 Stitching된 mid 이미지와 left 이미지에 대해 right 이미지가 Homography를 구하고 다시 사영변환을 거쳐면서 그 결과 세 이미지를 적절하게 stitching할 수 있게 된다.

따라서 Homography에 의해 변환된 이미지는 다음과 같으며, 각 변환된 이미지와 mid 이미지 간의 교차 Mask는 다음과 같다.



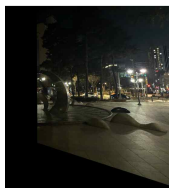
좌측 이미지



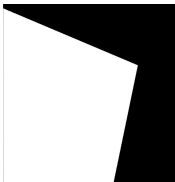
변형된 좌측 이미지



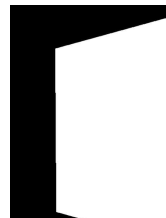
우측 이미지



변형된 우측 이미지



우측 교차 마스크



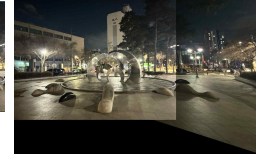
좌측 교차 마스크

⑥ 변환된 이미지를 Stitching

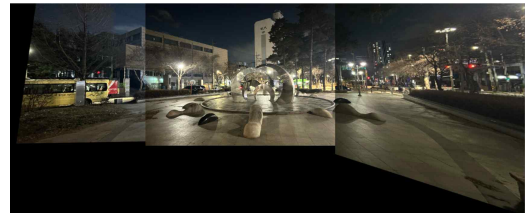
결과적으로 앞선 모든 과정을 거쳐 변환된 이미지들을 stitching한 결과는 다음과 같다.



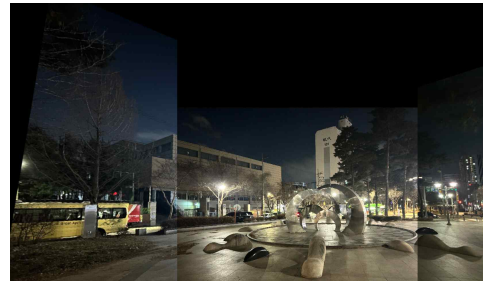
< left + mid >



< mid + right >



< left + mid + right >



< 변형으로 인한 이미지의 정보 손실이 존재한다. >



< 최종 완성된 파노라마 이미지 >

적절한 사영변환으로 인해 회전 및 밝기 변화가 있음에도 불구하고, 적절한 특징점을 중심으로 이미지가 잘 Stitching된 것을 확인할 수 있다. 그러나, right 이미지 같은 경우는 왜곡이 발생하였으며, left 이미지 같은 경우는 mid 이미지와의 높이 차이로 인해 일부 정보가 손실된 것을 확인할 수 있다.

2.3 실험 결과

① 실험 1

< 최종 결과 >



< 최종 완성된 파노라마 이미지 >

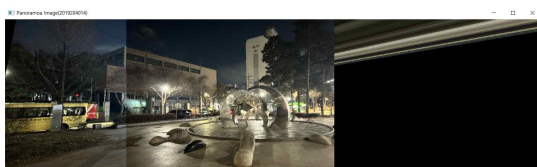
최종적으로 SIFT, FLANN의 tree=5, check=50, knn에서의 k=2, Lowe's ratio test=0.7, ransacReprojThreshold=5.0일 때 적절한 Panorama 이미지가 만들어졌음을 확인할 수 있다. 그러나, 약간의 정보 손실과 대비 차이는 아직 개선의 여지가 존재하며, 이에 대한 추가 실험은 Advanced Topic에서 다룬다.

② 실험 2

< Ratio 변화에 따른 결과물 차이 >



Ratio = 0.5



Ratio = 1.0

Matching Point를 선별하는 과정에서 Ratio를 변경해본 결과, Ratio가 너무 낮을 경우에는 적절한 Point들의 수가 부족해 Homography가 잘 구해지지 않으며, Ratio가 너무 큰 경우에는 그 나름대로 변환이 잘 이루어지지 못해 Stitching이 잘 이뤄지지 못하는 것을 확인할 수 있다. 따라서 최종적으로 Ratio는 0.7로 고정하였다.

③ 실험 3

< ransacReprojThreshold에 따른 결과 차이 >



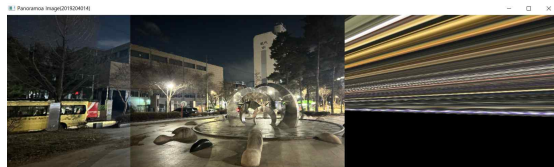
ransacReprojThreshold=1

ransacReprojThreshold=20

데이터가 Outlier인지 판단하는 기준에 대한 하이퍼 파라미터인 ransacReprojThreshold 값을 조정하여 이미지 내의 특징점들이 Outlier성 데이터가 많은지의 여부를 확인해 보았다. 그 결과, 큰 결과 차이가 없었으며, 최종적으로 Homography가 이러한 Outlier성 데이터에 영향을 크게 받지 않는 것을 확인할 수 있었다.

④ 실험 4

< SIFT 알고리즘 대신 ORB 알고리즘 적용 >



특징점 추출에 있어, 마찬가지로 회전에 강인하고, 계산 속도가 빠른 ORB 알고리즘과 BFMatcher를 사용하고 상위 10~100개의 Match Point를 기반으로 Homography를 구한 결과 Left는 이전과 유사하게 구해지지만 Right의 경우는 모두 그렇지 못한 모습을 보여주면서 해당 이미지에는 SIFT 알고리즘이 적합하다는 것을 확인할 수 있었다.

< 최종 결과물에 대한 특징점 매칭 결과 >

Matches Left & Mid



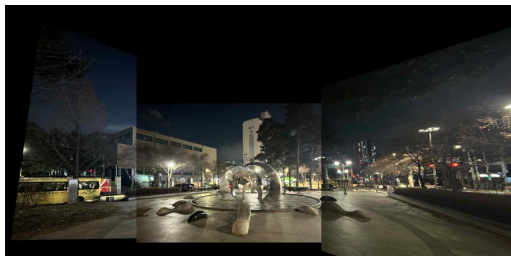
Matches Mid & Right



III. Advanced Topic

3.1 Challenge I

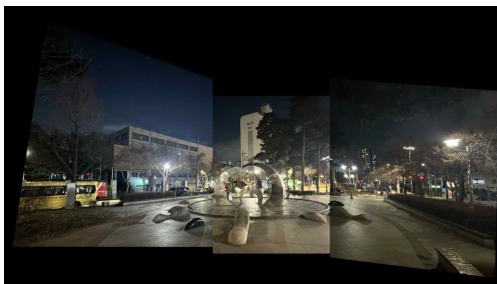
앞선 정보의 손실 문제로 인해 도전 과제의 주제는 '모든 영상이 잘림 없도록 영상 크기 설정'이 되었다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해 사영변환 될 이미지의 크기를 조절하여 특징점 및 Homography가 이전과 다르게 구해지도록 영상의 크기를 ROI로 조정하였다. 다만, 기존의 정보가 손실되는 방법은 좋지 않으므로, 'mid 이미지와 겹치는 영역'을 조금씩 바꿔가면서 mid 이미지에서의 겹치는 영역의 비율을 실험적으로 조절하는 방식을 택해 최종적으로 다음과 같은 영상을 얻을 수 있었다.



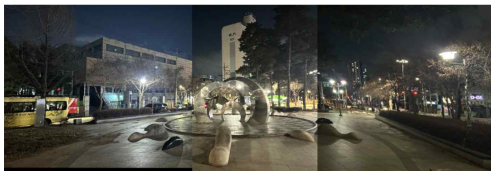
기존 이미지



기존 이미지(ROI)



Size를 조정한 이미지

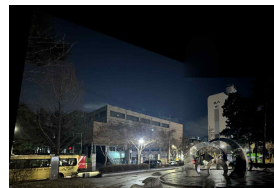


Size를 조정한 이미지(ROI)

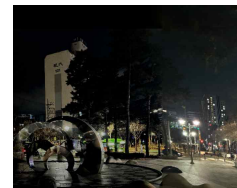
달라진 Scale로 인해 right 이미지의 왜곡이 줄었으며, 이전 사진에선 보이지 않던 의자와 나무 일부가 보이는 모습을 확인할 수 있다. mid 이미지의 Size가 줄어든 모습 또한 관찰된다.

3.2 Challenge II

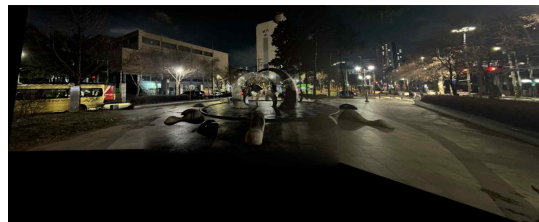
두 번째 도전 과제의 주제는 세 영상의 밝기가 모두 다르다는 점에 기반하여 '겹치는 부분에서 영상의 자연스러운 블렌딩 처리'였다. 따라서 경계면에서의 자연스러운 블렌딩을 위해 기존 mid 이미지와의 stitching 방식이 아닌, 경계면에서의 SeamlessClone을 활용한 포아송 블렌딩을 사용하여 자연스러운 이미지 경계를 만들 수 있었다. 이는 마스크를 만들고 해당 영역의 중심을 기준으로 블렌딩을 진행한다.



(blending) left + mid



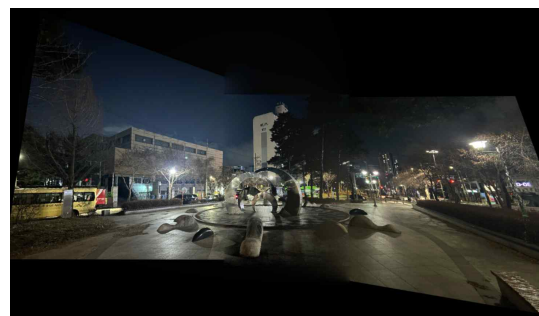
(blending) mid + right



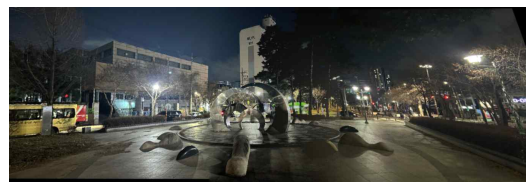
기존 파노라마에 블렌딩



기존 파노라마에 블렌딩 (ROI)



Challenge I 에 블렌딩



Challenge I 에 블렌딩 (ROI)

전체적으로 경계가 부드럽게 전환된 것을 확인할 수 있으며, 전체적으로 밝기를 맞춰주기 위해 추가적으로 CLAHE를 적용한 결과는 다음과 같다.

< 기존 블렌딩된 파노라마에 CLAHE >



< 블렌딩된 Challenge I 파노라마에 CLAHE >



결과적으로 매우 자연스러운 파노라마 이미지가 만들어진 것을 확인할 수 있다.

IV. 결과 정리 및 고찰

Homography를 기반으로 한 Panorama Image를 직접 만들어보면서, 특징점을 찾아주는 알고리즘들의 회전에 대한 강건함을 확인할 수 있었으며, 적절한 Homography를 통한 사영변환이 신선하게 다가왔다. 실제 차원을 왜곡하고 비틀어서 특징점을 기준으로 matching 시킬 수 있는 점은 비단 컴퓨터 비전 분야 뿐만 아니라 시점이 하나 더 늘어난 그래픽스 분야에서도 분명 유용하게 쓰일 것이라 생각되며, 변환 과정에서 어쩔 수 없이 발생하는 이미지가 담는 내용의 왜곡 문제에 있어서는 deep learning based superresolution과 같은 방식으로 접근해본다면 매우 유의미한 연구가 될 것이라 생각한다. 또한, 이번 실험을 계기로 이러한 변환 과정에서의 왜곡을 최소화하면서 자연스러운 이미지를 stitching 할 수 있는 딥러닝 알고리즘을 공부해보면 추후 비전 관련 AI 공부에 있어서 큰 양분이 될 것 같다는 생각이 들었다.