# 산업 컴퓨터 비전 실제

기말 프로젝트

# **CONTENTS**

- 01. 주제 선정
- **02.** 알고리즘
- 03. 결과
- 04. 향후 연구 방향

#### 01. 주제 선정

# 1. 주제

- 이미지 분석을 통한 항공 사진에서의 비행기 식별 및 추적

# 2. 주제 선정 이유

# 현업

Prepar3D 엔진을 사용하여 지상통제장치, 조종석 등 개발





#### 이유

중간 프로젝트에서 비행 기와 배경의 기본적 분리 를 다루었던 것을 기반으 로, 이미지 분석 기술을 통 해 항공기 식별과 추적의 정밀도를 향상시키기 위 함

# 1. SIFT/SURF 특징 추출

- 비행기 이미지에서 특징점을 감지하고 설명하는 데 사용되는 알고리즘
- 비행기와 다른 배경 요소의 차별화를 위해 강력한 특징점을 추출하고, 이를 통해 비행기의 정확한 식별과 추적을 수행

# 2. RANSAC 매칭 정제

- 추출된 특징점 간의 매칭 결과에서 오류를 제거하고 더 안정적인 매칭을 확보하기 위해 사용
- 특징점 매칭 과정에서 발견된 잘못된 매칭을 제거하여 비행기의 위치를 더 정확하게 추적

#### 3. GrabCut

- 이미지 내에서 다양한 객체나 색상을 기반으로 그룹을 형성하고, 각 그룹의 중심으로 클러스터를 형성하는 데 사용
- 비행기와 배경과 같은 큰 차이를 나타내는 영역을 분리하여 비행기만을 더 명확하게 추출

# 4. K-means 클러스터링

- 사용자가 정의한 전경 및 배경의 초기 추정치를 기반으로 이미지에서 객체를 분리
- RANSAC과 특징 매칭을 통해 식별된 비행기의 위치를 기반으로 정확한 객체 분리를 수행

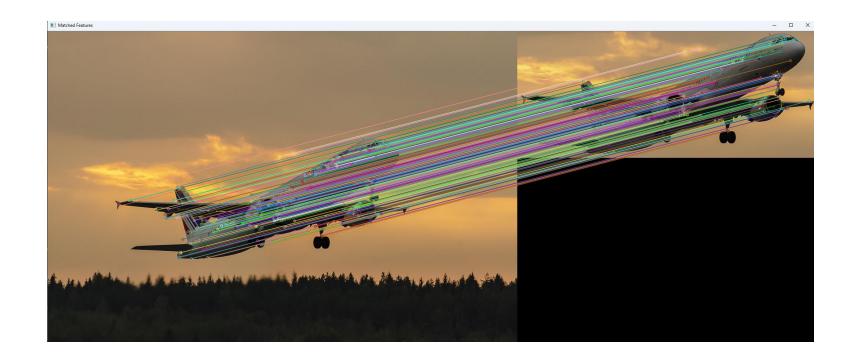
#### 3. 코드

```
t numpy as np
om sklearn.cluster import KMeans
 extract features and match(image, template):
 # 이미지와 템플릿을 그레이스케일로 변환
 if len(image.shape) == 3
     image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
 if len(template.shape) ==
     template = cv2.cvtColor(template, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
 # SIFT 특징 추출
 sift = cv2.xfeatures2d SIFT.create()
 kp1, des1 = sift.detectAndCompute(image, None)
 kp2, des2 = sift.detectAndCompute(template, None)
 bf = cv2.BFMatcher()
 matches = bf.knnMatch(des1, des2, k=2)
 # Lowe's ratio test로 좋은 매칭 필터링
 good_matches = []
  for m, n in matches:
     if m.distance < 0.75 * n.distance:</pre>
         good_matches.append(m)
 if len(good matches) > 4:
      src_pts = np.float32([kp1[m.queryIdx].pt \ for \ m \ in \ good_matches]).reshape(-1, 1, 2) \\ dst_pts = np.float32([kp2[m.trainIdx].pt \ for \ m \ in \ good_matches]).reshape(-1, 1, 2) \\ 
     M, mask = cv2.findHomography(src_pts, dst_pts, cv2.RANSAC, 5.0)
     matchesMask = mask.ravel().tolist()
     matchesMask = None
 return kp1, kp2, good_matches, matchesMask
 apply_kmeans(image, n_clusters=2):
 # 이미지 픽셀 데이터를 2D로 변환
 Z = image.reshape((-1, 3))
 Z = np.float32(Z)
 kmeans = KMeans(n_clusters=n_clusters, random_state=0).fit(Z)
 # 각 픽셀에 클러스터 레이블 적용
 center = np.uint8(kmeans.cluster_centers_)
 res = center[kmeans.labels_.flatten()]
  return res.reshape((image.shape))
```

```
mask = np.zeros(image.shape[:2], np.uint8)
     bgdModel = np.zeros((1, 65), np.float64)
fgdModel = np.zeros((1, 65), np.float64)
     cv2.grabCut(image, mask, rect, bgdModel, fgdModel, 5, cv2.GC_INIT_WITH_RECT)
     mask2 = np.where((mask == 2) | (mask == \theta), \theta, 1).astype('uint8')
     result = image * mask2[:, :, np.newaxis]
# 이미지 로드 및 처리
image_path = 'C:/data/final_airplane.jpg'
template_path = 'C:/data/final_airplane_template.jpg'
 image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_COLOR)
 template = cv2.imread(template_path, cv2.IMREAD_COLOR)
   image is None or template is None:
print("이미지 또는 템플릿을 로드할 수 없습니다. 경로를 확인하세요.")
     kp1, kp2, good_matches, matchesMask = extract_features_and_match(image, template)
     # 템플럿 매칭을 통해 찾은 위치로 GrabCut 수행
x, y, w, h = 150, 50, template.shape[1] + 50, template.shape[0] + 50 # 위치 조정
     rect = (x, y, w, h)
     grabcut_result = grabcut_example(image, rect)
     # 전경과 배경 분리
     foreground = np.zeros_like(image)
     background = np.zeros like(image)
     mask = cv2.cvtColor(grabcut_result, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
     foreground[mask != 0] = image[mask != 0
background[mask == 0] = image[mask == 0
     #K-means 클러스터링 적용
     segmented_foreground = apply_kmeans(foreground)
     segmented_background = apply_kmeans(background)
     # 특징 매칭 결과 시각화
         matched_image cv2.drawMatches(image, kp1, template, kp2, good_matches, None, matchesMask matchesMask, flags 2
         cv2.imshow('Matched Features', matched_image)
         cv2.waitKey(0)
         cv2.destroyAllWindows()
         print("Not enough matches are found - {}/{}".format(len(good_matches), 10))
```

GrabCut 알고리즘 사용

# 1. 결과 시각화



- 매칭된 특징점들을 두 이미지 위에 선으로 연결하여 시각화
- 이미지에서 매칭된 점들의 밀집 정도와 위치를 통해 두 이미지 간의 유사성을 판단

### 2. 고찰

#### 성능 평가

- GrabCut 알고리즘을 통해 전경과 배경을 효과적으로 분리할 수 있었으나, 복잡한 배경이나 비슷한 색상의 전경과 배경 구분에는 한계를 보였음
- SIFT와 RANSAC을 사용한 특징점 매칭은 다양한 조건에서도 견고한 결과를 제공하였으나, 매우 미세한 변화나 높은 노이즈가 있는 환경에서는 정확도가 떨어질 수 있음.
- K-means 클러스터링은 색상 기반 분류에서 효과적이지만, 색상이 유사한 다른 객체들을 오분류 발생

#### 한계점

- 현재 알고리즘은 설정된 파라미터에 매우 의존적이며, 다양한 조건의 이미지에 대해 일반화하기 어려움

#### 향후 개선 방안

다양한 환경에서의 실험을 통해 알고리즘의 파라미터를 최적화하여,
 더 넓은 조건에서도 효과적으로 작동할 수 있도록 개선

#### 04. 향후 연구 방향

### 1. 다양한 환경에서의 활용 가능성

- 이미지에서 주요 객체를 강조하거나 배경을 분리하여 시각적으로 인상적인 결과 생성 가능
- 광고, 예술 작업, 게임 개발 등에서 효과적으로 활용될 수 있음

#### 2. 향후 개선 방향

정밀한 객체 추출과 배경 처리 기술의 개선을 통해 더욱 정확하고 세밀한 결과를 제공이를 위해 추가적인 이미지 처리 기법과 학습 알고리즘의 도입을 고려