МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ імені ІВАНА ФРАНКА

Звіт

до лабораторної роботи №3 з предмету Комп'ютерне бачення та аналіз зображень

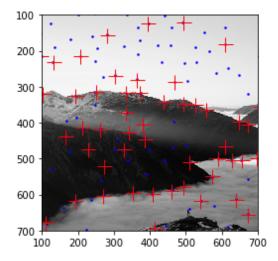
Роботу виконала:

Мерцало Ірина Ігорівна,

студентка групи ПМІМ-11

Відкрила зображення. Виконала визначення кутів Хаара (знаходить всі ребра на зображенні, а потім попарно перевіряє, чи перетинаються краї):

```
image = imread('mountains.jpg')
image = rgb2gray(image)
#Compute the Harris corners in the image. This returns a corner measure respons
corners = corner_harris(image)
#Using the corner response image ve calculate the actual corners in the
image
coords = corner_peaks(corners, min_distance=25)
# This function decides if the corner point is an edge point or an isolated pea
coords_subpix = corner_subpix(image, coords, window_size=13)
fig, ax = plt.subplots()
ax.imshow(image, interpolation='nearest', cmap=plt.cm.gray)
ax.plot(coords[:, 1], coords[:, 0], '.b', markersize=3)
ax.plot(coords_subpix[:, 1], coords_subpix[:, 0], '+r', markersize=15)
ax.axis((100, 700, 700, 100))
plt.show()
```



Застосувала каскад локальних бінарних шаблонів (для кожного пікселя зображення створюється восьмирозрядний двійковий вектор ознак враховуючи вісім сусідніх пікселів (верхній лівий, верхній правий, лівий, правий, нижній лівий та нижній правий). Для кожного сусіднього пікселя є відповідний біт, якому призначається а значення 1, якщо значення пікселя більше, ніж значення центрального пікселя, інакше воно дорівнює 0. Восьмибітовий вектор ознак розглядається як двійкове число (пізніше перетворює його на десяткове значення) і використовуючи десяткові значення для кожного пікселя, обчислюється гістограма на 256 бінів. Ця гістограма використовується як представлення зображення.):

```
In [34]: from skimage.transform import rotate
         from skimage.feature import local binary pattern
         from skimage import data
         from skimage.color import label2rgb
         import numpy as np
         # Get three different images to test the algorithm with
         brick = data.brick()
         grass = data.grass()
         wall = data.clock()
         # Calculate the LBP features for all the three images
         brick_lbp = local_binary_pattern(brick, 16, 2, 'uniform')
         grass_lbp = local_binary_pattern(grass, 16, 2, 'uniform')
         wall_lbp = local_binary_pattern(wall, 16, 2, 'uniform')
         # Next we will augment these images by rotating the images by 22 degrees
         brick rot = rotate(brick, angle = 22, resize = False)
         grass_rot = rotate(grass, angle = 22, resize = False)
         wall_rot = rotate(wall, angle = 22, resize = False)
         # Let us calculate the LBP features for all the rotated images
         brick_rot_lbp = local_binary_pattern(brick_rot, 16, 2, 'uniform')
         grass_rot_lbp = local_binary_pattern(grass_rot, 16, 2, 'uniform')
         wall_rot_lbp = local_binary_pattern(wall_rot, 16, 2, 'uniform')
        # We will pick any one image say brick image and try to find
        # its best match among the rotated images
        # Create a list with LBP features of all three images
        bins num = int(brick lbp.max() + 1)
        brick hist = np.histogram(brick lbp, normed=True, bins=bins num, range=(0,
        bins num))
        lbp_features = [brick_rot_lbp, grass_rot_lbp, wall_rot_lbp]
        min_score = 1000 # Set a very large best score value initially
        winner=0
        idx = 0 # To keep track of the winner
        for feature in 1bp features:
            histogram, _ = np.histogram(feature, normed=True, bins=bins num, range=(0,b
            p = np.asarray(brick hist)[0]
            q = np.asarray(histogram)
            filter_idx = np.logical_and(p != 0, q != 0)
            score = np.sum(p[filter_idx] * np.log2(p[filter_idx] / q[filter_idx]))
            if score < min_score:
               min score = score
                winner = idx
            idx = idx + 1
        if winner == 0:
           print('Brick matched with Brick Rotated')
        elif winner == 1:
           print('Brick matched with Grass Rotated')
        elif winner == 2:
```

Brick matched with Brick Rotated

print('Brick matched with Wall Rotated')

Навчання та тестування відбулося швидше з каскадами LBP, а отже, цей метод ϵ кращим при розробці вбудованих програм. Порівняно з каскадами Хаара,

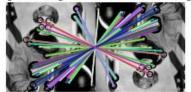
каскади LBP мають справу з цілими числами, а не з подвійними значеннями, тому що ми просто встановлюємо значення або 0, або 1.

Застосувала ORB (який спирається на FAST детектор ключових точок і дескриптор BRIEF):

```
In [36]: from skimage import data
         from skimage import transform as tf
         from skimage.feature import (match descriptors, corner harris,
         corner_peaks, ORB, plot_matches)
         from skimage.color import rgb2gray
         import matplotlib.pyplot as plt
         #Read the original image
         image org = data.astronaut()
         #Convert the image gray scale
         image org = rgb2gray(image org)
         #We prepare another image by rotating it. Only to demonstrate feature mathcing
         image rot = tf.rotate(image org, 180)
         #We create another image by applying affine transform on the image
         tform = tf.AffineTransform(scale=(1.3, 1.1), rotation=0.5,
         translation=(0, -200))
         image aff = tf.warp(image org, tform)
         #We initialize ORB feature descriptor
         descriptor extractor = ORB(n keypoints=200)
         #We first extract features from the original image
         descriptor_extractor.detect_and_extract(image_org)
         keypoints_org = descriptor_extractor.keypoints
         descriptors_org = descriptor_extractor.descriptors
         descriptor extractor.detect and extract(image rot)
         keypoints rot = descriptor extractor.keypoints
         descriptors rot = descriptor extractor.descriptors
         descriptor extractor.detect and extract(image aff)
         keypoints aff = descriptor extractor.keypoints
         descriptors aff = descriptor extractor.descriptors
```

```
matches_org_rot = match_descriptors(descriptors_org, descriptors_rot,
    cross_check=True)
matches_org_aff = match_descriptors(descriptors_org, descriptors_aff,
    cross_check=True)
fig, ax = plt.subplots(nrows=2, ncols=1)
plt.gray()
plot_matches(ax[0], image_org, image_rot, keypoints_org, keypoints_rot,
    matches_org_rot)
ax[0].axis('off')
ax[0].set_title("Original Image vs. Transformed Image")
plot_matches(ax[1], image_org, image_aff, keypoints_org, keypoints_aff,
    matches_org_aff)
ax[1].axis('off')
ax[1].set_title("Original Image vs. Transformed Image")
plt.show()
```

Original Image vs. Transformed Image



Original Image vs. Transformed Image



У алгоритмі ORB відбувається додавання швидкого та точного компонента орієнтації до FAST, ефективне обчислення орієнтованих BRIEF функцій, аналіз дисперсій та кореляції орієнтованих BRIEF ознак, метод навчання для декореляції BRIEF об'єктів за ротаційної інваріантності, що призводить до кращої продуктивності в програмах.

Виконала накладання (з'єднання) зображень (знято кілька зображень, що перекриваються, об'єднуються разом загальні частини зображень):



mountains-1.png



mountains-2.png



output.png

```
In [47]: from skimage.feature import ORB, match descriptors
         from skimage.io import imread
         from skimage.measure import ransac
         from skimage.transform import ProjectiveTransform
         from skimage.color import rgb2gray
         from skimage.io import imsave, show
         from skimage.color import gray2rgb
         from skimage.exposure import rescale intensity
         from skimage.transform import warp
         from skimage.transform import SimilarityTransform
         import numpy as np
         image0 = imread('mountains-1.png')
         image0 = rgb2gray(image0)
         image1 = imread('mountains-2.png')
         image1 = rgb2gray(image1)
         orb = ORB(n keypoints=1000, fast threshold=0.05)
         orb.detect and extract(image0)
         keypoints1 = orb.keypoints
         descriptors1 = orb.descriptors
         orb.detect and extract(image1)
         keypoints2 = orb.keypoints
         descriptors2 = orb.descriptors
         matches12 = match descriptors(descriptors1, descriptors2, cross check=True)
         src = keypoints2[matches12[:, 1]][:, ::-1]
         dst = keypoints1[matches12[:, 0]][:, ::-1]
       transform model, inliers = \
          ransac((src, dst), ProjectiveTransform, min samples=4, residual threshold=2
       r, c = image1.shape[:2]
      corners = np.array([[0, 0], [0, r], [c, 0], [c, r]])
      warped corners = transform model(corners)
      all corners = np.vstack((warped corners, corners))
      corner min = np.min(all corners, axis=0)
      corner max = np.max(all corners, axis=0)
      output shape = (corner max - corner min)
      output shape = np.ceil(output shape[::-1])
      offset = SimilarityTransform(translation=-corner min)
       image0 warp = warp(image0, offset.inverse, output shape=output shape, cval=-1)
       imagel_warp = warp(imagel, (transform_model + offset).inverse, output shape=out
       image0_mask = (image0_warp != -1)
       image0 warp[~image0 mask] = 0
       image0 alpha = np.dstack((gray2rgb(image0 warp), image0 mask))
      image1 mask = (image1 warp != -1)
      image1 warp[~image1 mask] = 0
      image1 alpha = np.dstack((gray2rgb(image1 warp), image1 mask))
      merged = (image0 alpha + image1 alpha)
      alpha = merged[..., 3]
      merged /= np.maximum(alpha, 1)[..., np.newaxis]
      imsave('output.png', merged)
```