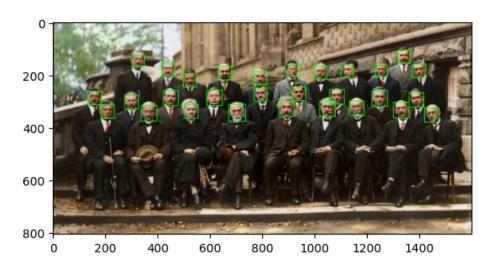
## تمرین شماره ۳ سامانههای چند رسانهای

علی بهمنیار - ۹۸۲۳۰۱۸ خرداد ماه ۱۴۰۲

## ١ سوال اول

### ۱.۱ تشخیص چهرههای موجود در تصویر

جهت تشخیص تعداد چهرههای موجود در تصویر از مدل Haar Frontal Face استفاده شده است، این مدل سه گونهی alt alt2 alt و tolefault دارد. برای بهینهسازی استفاده از مدل minNeighbours را بهینه کرد. در نهایت با استفاده از مدل minNeighbours و minNeighbours و minNeighbours=7 مطابق با کد ۱ نتیجهی بهینه حاصل شد و تعداد ۲۹ چهره در تصویر تشخیص داده شد (شکل ۱).



شکل ۱: تشخیص چهرههای موجود در تصویر

```
import cv2
from matplotlib import pyplot

detector = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.haarcascades + "haarcascade_frontalface_alt2.xml")
image = cv2.imread("faces.jpg")
gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
rects = detector.detectMultiScale(gray, scaleFactor=1.05,
    minNeighbors=7, minSize=(20, 20), flags=cv2.CASCADE_SCALE_IMAGE)

c = 0
for (x, y, w, h) in rects:
    cv2.rectangle(image, (x, y), (x + w, y + h), (0, 255, 0), 2)
    c += 1
pyplot.imshow(cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB), cmap='gray')
pyplot.show()
print("Number of detected faces:", c)
```

کد ۱: تشخیص چهرههای موجود در تصویر

### ۲.۱ تشخیص چهره در استریم دریافتی از وبکم

در این بخش از سوال استریم دریافتی از وب کم پردازش شده و چهرهی موجود در آن تشخیص داده می شود، برای این کار مجدداً از مدل Haar استفاده شده است. برای FPS استفاده شده است. برای سنجش عملکرد کد نیز زمان مورد نیاز برای پردازش 100 فریم محاسبه شده و از روی آن میانیگن زمان پردازش هر فریم و نیز FPS به دست می آید. مقدار FPS طبیعتاً به میزان پردازش مورد نیاز برای هر فریم بستگی دارد. یکی از عوامل اصلی در این مورد اندازهی تصویر است، هر چه اندازهی تصویر بررگ تر باشد، میزان پردازش مورد نیاز بیش تر و FPS کمتر است، برای مثال اگر اندازهی تصویر FPS باشد مقدار FPS میانگین حدود FPS افزایش می باید.

عامل موثر دیگر در FPS فاکتورهای مربوط به scale در متد detectMultiScale میباشد، این متد به تشخیص چهرههای موجود در تصویر در ابعادهای مختلف میپردازد با دو پارامتر minSize و scaleFactor میتوان تعداد این ابعادهای مورد مقایسه را تعیین کرد، هر چه تعداد مقایسهها بیشتر باشد طبیعتاً FPS حاصل میپردازد با دو پارامتر scaleFactor و scaleFactor میتوان تعداد این ابعادهای مورد مقایسه را تعیین کرد، هر چه تعداد مقایسهها بیشتر باشد طبیعتاً FPS حاصل کمتر خواهد بود؛ برای مثال در همان سایز  $480 \times 480$  و  $640 \times 480$  و  $640 \times 480$  مقدار FPS میشرد. البته تغییر هر دوی پارامترهای مذکور در کیفیت تصویر و تشخیص حاصل تأثیر گذارند و با افزایش FPS کیفیت تصویر یا کیفیت تشخیص چهره کاهش میلاد.

```
1 import cv2
2 import time
3 import imutils
4 from imutils.video import VideoStream
5 from matplotlib import pyplot
7 detector = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.haarcascades + "haarcascade_frontalface_alt2.xml")
9 vs = VideoStream(src=0).start()
time.sleep(2.0)
_{12} c = 0
13 start = time.time()
15 while True:
   frame = vs.read()
    frame = imutils.resize(frame, width=480)
17
    gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    rects = detector.detectMultiScale(
20
                  gray, scaleFactor=1.5, minNeighbors=5, minSize=(30, 30),
21
                  flags=cv2.CASCADE_SCALE_IMAGE)
22
23
    for (x, y, w, h) in rects:
94
25
     cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), (0, 255, 0), 2)
26
    cv2.imshow("Frame", frame)
    key = cv2.waitKey(1) & 0xFF
    if key == ord("q"):
30
     break
32
    if c == 100: # Print average fps for the last 100 frames
33
     end = time.time()
34
      print(frame.shape)
      print("FPS: ", 100/(end-start))
      c = 0
37
      start = time.time()
38
    c += 1
42 cv2.destroyAllWindows()
43 vs.stop()
```

کد ۲: تشخیص چهره در استریم دریافتی از وبکم و محاسبهی FPS

# ۲ سوال دوم

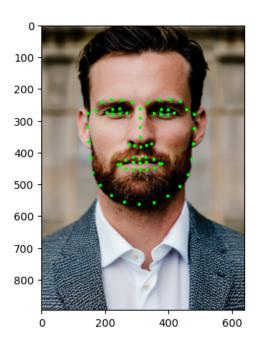
## ۱.۲ تشخیص نقاط کلیدی چهره

ابندا توسط مدل Dreamlike Photoreal 2.0 یک تصویر چهره ایجاد شد (شکل ۲).



شکل ۲: تصویر چهرهی ایجاد شده

حال برای تشخیص Landmarkهای چهرهی ایجاد شده از کتابخانهی Dlib و مدل Shape\_predictor\_68\_face\_landmarks استفاده می کنیم، این مدل محل ۶۸ نقطه از نقاط کلیدی صورت را به ما می دهد:



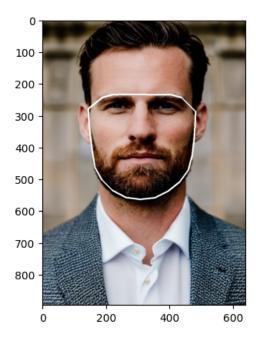
شکل ۳: Landmarkهای تشخیص داده شده در چهرهی ایجاد شده

```
import dlib
2 import cv2
3 import numpy as np
4 from matplotlib import pyplot as plt
face_detector = dlib.get_frontal_face_detector()
7 landmark_detector = dlib.shape_predictor("shape_predictor_68_face_landmarks.dat")
img_path = "img4.png"
img = dlib.load_rgb_image(img_path)
faces = face_detector(img, 1)
15 landmark_tuple = []
for k, d in enumerate(faces):
     landmarks = landmark_detector(img, d)
     for n in range(0, 68):
       x = landmarks.part(n).x
19
20
        y = landmarks.part(n).y
        landmark_tuple.append((x, y))
        cv2.circle(img, (x, y), 5, (0, 255, 0), -1)
24 plt.imshow(img)
```

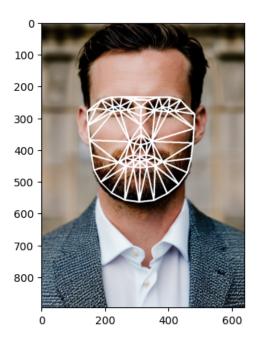
کد ۳: تشخیص نقاط کلیدی صورت ایجاد شده

### ۲.۲ جابه جا کردن دو چهره با یکدیگر

برای تعویض دو چهره به طور کلی مراحل زیر را طی می کنیم: ابتدا نقاط کلیدی چهره (به دست آمده از بخش قبل) را در یک Convex Hull محصور می کنیم:

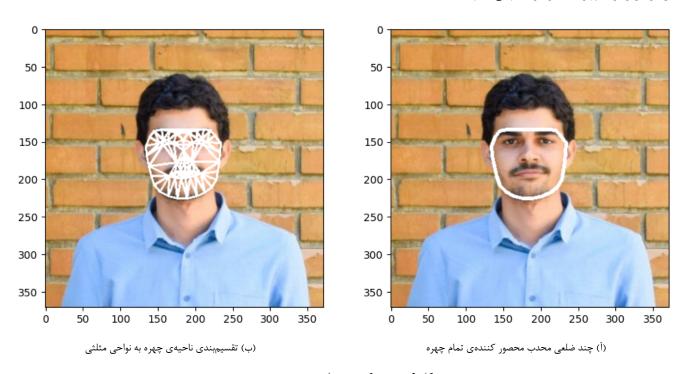


شکل ۴: چند ضلعی محدب محصور کنندهی تمام چهره



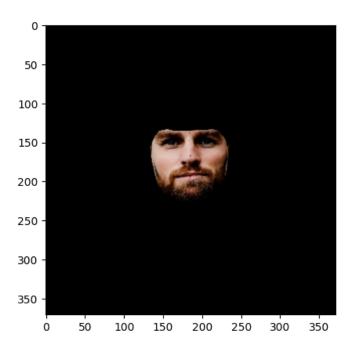
شکل ۵: تقسیمبندی ناحیهی چهره به نواحی مثلثی

#### این مراحل را برای چهرهی دیگر نیز انجام میدهیم:



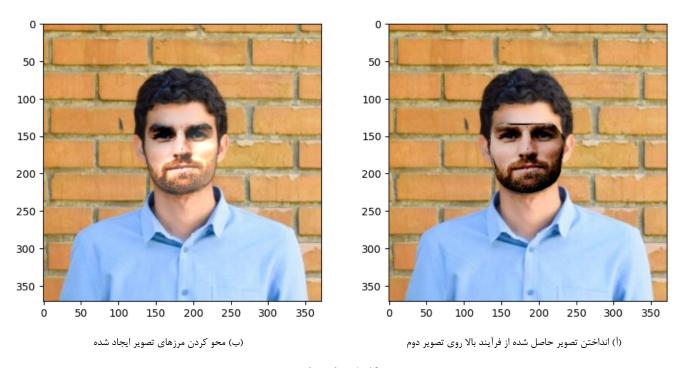
شکل ۶: محصور کردن و مثلثبندی چهرهی دوم

با توجه به شکلهای ۵ و ۶۰ میتوانیم مرحلهی بعدی و اصلی کار را حدس بزنیم؛ کافی است هر یک از مثلث های موجود در چهره ی اول را انتخاب کرده و آن را بر روی در در در در در با برای تمام مثلثها انجام دهیم. برای این کار از متدهای cv2.getAffineTransform و cv2.warpAffine و دبا در اختیار داشتن دو مثلث تبدیلی را به ما می دهد که با اعمال آن بر یک تصویر، مثلث اول به مثلث دوم تبدیل می شود، متد دوم نیز این تبدیل به دست آمده را بر روی تصویر اعمال می کند.



شکل ۷: نتیجهی به دست آمده پس از منطبق کردن تمام مثلثهای چهرهی اول بر روی چهرهی دوم

حال در بخش نهایی تنها کافی است این نتیجهی به دست آمده را بر روی تصویر دوم قرار دهیم. همچنین با استفاده از متد cv2.seamlessClone می توانیم مرزهای حاصل از انداختن تصویر اول بر روی تصویر دوم را محو و یکنواخت کنیم:



شکل ۸: تصاویر نهایی