

دانشگاه اصفهان دانشکده مهندسی کامپیوتر

گزارش پروژهی اول یادگیری عمیق

Smile Recognition

پدیدآورنده:

محمد امین کیانی

4003613052

دانشجوی کارشناسی، دانشکدهی کامپیوتر، دانشگاه اصفهان، اصفهان، Aminkianiworkeng@gmail.com

استاد راهنما: جناب اقای دکتر کیانی نیمسال اول تحصیلی 04-1403

فهرست مطالب

3	مستندات
	1-مسئله و تحلیل کلی آن:
	2-تولید ویژگی های جدید از تصاویر:
5	3-دیتاست نهایی بهبود یافته و پیش پردازش ها:
12	4-الگوريتم هاي خوشه بندي:
25	5-الگوريتم هاي كلاس بندي:
29	7-رسم نمودارها و ارتباطات:
31	7-خروجی نهایی و مقایسه ی کلاس بندی با خوشه بندی:
42	8- مراجع

مستندات

1-مسئله و تحلیل کلی آن:

شناسایی لبخند از روی ویدیو یک مسأله مهم در حوزه بینایی کامپیوتری و یادگیری عمیق است. این پروژه میتواند در حوزههای مختلفی مانند امنیت، روانشناسی، و تعامل انسان و ماشین کاربرد داشته باشد. در اینجا ما میخواهیم با استفاده از تکنیکهای یادگیری عمیق و اموزش لبخند و صورت برای مدل، لبخند و غیر لبخند را در ویدیوها شناسایی کنیم.

- هدف: شناسایی زمان لبخند زدن و نزدن افراد در ویدیوهای ورودی.
 - ورودى: ويديوهاى حاوى چهرههاى افراد (مِثلا خودم).
- خروجى: تعيين كادر تشخيص و احتمال لبخند زدن در طول ويديو.

می توان از معماری های مختلفی استفاده کرد. در اینجا، ما از چند معماری رایج برای این منظور استفاده خواهیم کرد تا نتیجه بگیریم کدام بهتر است:

- B? بسته به EfficientNet-B7 برای دستهبندی ← پسته به EfficientNet-B7 برای دستهبندی
 - * *MobileNet برای دستهبندی ← برای دستهبندی MobileNet*
 - * *VGG16 برای دستهبندی ← VGG16*

ابتدا، باید داده ها را از سایت اصلی دانلود و پیش پردازش و ترنسفرلرن کنیم، سپس مدل های مورد نظر را آموزش دهیم و در نهایت، نتایج را ارزیابی کنیم.

2-ورود دیتاست و کتابخانه های مورد نیاز پروژه:

دیتاست Genki4K یک مجموعه داده بزرگ از تصاویر چهره است که بر روی شناسایی و تحلیل احساسات تمرکز دارد. این دیتاست شامل ۴۰۰۰ تصویر از چهرههایی است که در شرایط مختلف احساسی (شادی، خشم، ترس و...) ضبط شدهاند پس یک ابزار مفید برای تحقیقات در زمینه پردازش تصویر و یادگیری عمیق است.

ویژگیها:

- 1. تنوع احساسی: این دیتاست احساسات مختلف را پوشش میدهد که میتواند به شناسایی و تجزیه و تحلیل دقیق تری کمک کند.
- 2. كيفيت بالا: تصاوير با كيفيت بالا (K۴) ضبط شدهاند كه براى مدلهاى يادگيرى عميق بسيار مناسب است.
- 3. ارتباطات اجتماعی: این دیتاست به محققان و توسعه دهندگان کمک میکند تا نرمافز ارهایی بسازند که بتوانند تعاملات انسانی را بهتر شبیه سازی کنند.

```
Original file is located at
    https://colab.research.google.com/drive/1_omEumLTFO5MiZY1GM-SJvJxn_tHtGQi
# Smile Classification :)
#### Mohammad Amin Kiani 4003613052
###### Uni of Isfahan - Iran
###### Deep Learning - Dr.Kiani 1404-1403
## Requirements
#### Genki4K DataSet
"""

# Commented out IPython magic to ensure Python compatibility.
# %Ls
from google.colab import files
uploaded = files.upload()
import zipfile
import io

zf = zipfile.ZipFile(io.BytesIO(uploaded['kaggle-genki4k.zip']), "r")
```

```
zf.extractall()
"""## All Libs"""
import numpy as np
from tensorflow.keras.applications import MobileNet
from tensorflow.keras.applications import VGG16
from tensorflow.keras import models, layers
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping
from sklearn.model_selection import train_test_split
import dlib
import tensorflow as tf
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense, Flatten, Conv2D, MaxPooling2D
from keras.optimizers import Adam
from keras.preprocessing import image
from tensorflow.keras import optimizers
from tensorflow.keras.callbacks import ReduceLROnPlateau
# from google.colab import drive
# drive.mount('/content/drive')
```

3-برش چهره از تصاویر برای ورودی یادگیر:

مدلهای تشخیص صورت انواع مختلفی دارند که میتوان استفاده کرد:

- <u>Haar Cascades</u>: روش پیشنهادی برای تشخیص چهره، شامل مدلهای مختلف مانند haarcascade_frontalface_alt.xml و haarcascade_frontalface_alt.xml (برای تشخیص صورت از کناره).

1. تشخیص صورت اصلی: این مدل به منظور شناسایی کلیه صورتها در تصویر استفاده میشود.

- 2. تشخیص چشم: این مدل مخصوص شناسایی چشمها در صورت است و معمولاً بعد از شناسایی صورت اعمال میشود.
 - 3. تشخیص بینی: این مدل نیز برای شناسایی بینی در صورت به کار میرود.
 - 4. تشخیص دهان: این مدل برای شناسایی ناحیه دهان و لبها استفاده میشود.
- 5. تشخیص چهره در زاویههای مختلف: بعضی مدلها برای شناسایی چهرهها از زوایای مختلف (مثلاً پرتره یا نیم رخ) بهینهسازی شدهاند.
 - (DNN (Deep Neural Networks): برای کارایی بهتر و دقت بیشتر، میتوانید از مدلهای عمیق مانند cv2.dnn.readNetFromCaffe استفاده کنید، که معمولاً برای تشخیص چهره با دقیق تر استفاده می شود.

به کمک OpenCV و Haar Cascades به سادگی و با سرعت نسبتاً بالا میتواند صورتها را شناسایی کند. این الگوریتمها معمولاً برای برنامههای کاربردی در امنیت و تشخیص چهرهها و همچنین پروژههای ویدیویی به کار میروند.

- haarcascade smile.xml -
- haarcascade_mcs_mouth.xml
 - haarcascade mcs nose.xml -
- haarcascade_russian_plate_number.xml
 - haarcascade upperbody.xml
 - haarcascade eye.xml -
 - haarcascade eye tree eyeglasses.xml
 - haarcascade_frontalface_default.xml
 - haarcascade frontalface alt.xml -
 - haarcascade frontalface alt2.xml -
 - haarcascade frontalface alt tree.xml -

برای استفاده از مدل تشخیص صورت با استفاده از OpenCV و کلاس CascadeClassifie، مراحل زیر را داریم:

1. نصب OpenCV

>> pip install opency-python

2. بارگذاری مدل تشخیص صورت

import cv2

بارگذاری مدل تشخیص چهره

3. خواندن تصوير

سپس باید تصویری را که میخواهیم در آن صورتها را تشخیص دهیم، بارگذاری کرده:

image = cv2.imread('path_to_your_image.jpg')

gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY) # تبدیل تصویر به خاکستری برای تشخیص بهتر و شرط خود CV2

4. تشخيص صورتها

حالا مى توان از متد detectMultiScale براى تشخيص صورتها استفاده كنيم:

- scaleFactor: مقدار تغییر اندازه که برای تشخیص صورتها استفاده می شود. اگر مقدار آن کمتر از 1 باشد، باعث می شود که مدل مصوبات بیشتری را جدی بگیرد.

- minNeighbors: تعداد همسایگان مطلوب برای یک ناحیه تشخیص داده شده. مقدار بالاتر باعث می شود که نتیجه ها دقیق تر شوند. پس:

faces = face_cascade.detectMultiScale .1

- این خطیک متد به نام detectMultiScale را از شیء face_cascade فراخوانی میکند. این متد برای شناسایی اشیاء (در اینجا چهرهها) در تصویر استفاده می شود و نتیجه آن را در متغیر faces ذخیره میکند.

gray .2

- به این متد تصویر ورودی را میدهد که در اینجا تصویر خاکستری (gray) است. تبدیل تصویر به خاکستری معمولاً برای پردازش آسانتر و بهبود دقت شناسایی استفاده می شود.

,scaleFactor=1.1.3

- این پارامتر میزان افزایش مقیاس در هر مرحله از شناسایی را مشخص میکند. مقدار ۱.۱ به این معناست که اندازه تصویر در هر مرحله ۱۰ درصد افزایش میابد. این کار به شناسایی چهرههای با اندازههای مختلف کمک میکند.

,minNeighbors=3.4

- این پارامتر مشخص میکند که برای تأیید تشخیص هر چهره، چند چهره نزدیک به آن باید شناسایی شده باشند. مقدار ۳ به این معناست که حداقل باید سه همسایه شناسایی شده و جود داشته باشد تا یک ناحیه به عنوان چهره مشخص شود. این کار به کاهش اشتباهات کمک میکند.

(30,30)=minSize .5

- حداقل اندازهای که ناحیه ممکن است یک چهره باشد را مشخص میکند. در اینجا ناحیهای که کمتر از ۳۰ پیکسل در عرض و ۳۰ پیکسل در ارتفاع باشد، شناسایی نمی شود.

flags=cv2.CASCADE_SCALE_IMAGE .6

- این پارامتر نشان میدهد که از چه نوع پرچمهایی استفاده شود. cv2.CASCADE_SCALE_IMAGE برای نشان دادن این است که مقیاس تصویر باید همواره با در نظر گرفتن ابعاد تصویر بدون تغییر باقی بماند.

```
5. برش و نمایش صورتها حال میتوانید صورتهای شناسایی شده را برش داده و نمایش دهید:
for (x, y, w, h) in faces:
# برش صورت
face = image[y:y+h, x:x+w]
# نمایش صورت
```

cv2.imshow('Face', face)

به طور کلی، این کد از مدل Cascade Classifier برای شناسایی چهره ها در یک تصویر خاکستری با تنظیمات خاصی استفاده میکند.

```
"""## Face Detect"""
with tf.device('/GPU:0'):
  data dir = '/content/kaggle-genki4k'
  cropped_dir = '/content/crops'
 برای تشخیص چهره : کتابخانه Cascade Classifier #
 face cascade = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.haarcascades +
haarcascade frontalface default.xml')
  eye cascade = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.haarcascades +
'haarcascade_eye.xml')
  os.makedirs(cropped_dir, exist_ok=True)
  def crop_face(image_path, save_path, rect=None):
      image = cv2.imread(image_path)
      if image is None:
```

```
print(f"Error loading image: {image_path}")
    gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    if rect is None:
      faces = face cascade.detectMultiScale(
          gray,
          scaleFactor=1.1,
          minNeighbors=3,
          minSize=(30, 30),
          flags=cv2.CASCADE SCALE IMAGE
      if len(faces) == 0:
        print(f"No face detected in {image path}")
        return
      انتخاب اولين چهره #
      rect = faces[0]
    (x, y, w, h) = rect
    face crop = cv2.resize(image[y:y+h, x:x+w], (224, 224))
    cv2.imwrite(save_path, face_crop)
for label in ['smile', 'non smile']:
  label dir = os.path.join(data dir, label)
  cropped_label_dir = os.path.join(cropped_dir, label)
  os.makedirs(cropped label dir, exist ok=True)
  for img name in os.listdir(label dir):
    img_path = os.path.join(label_dir, img_name)
    save_path = os.path.join(cropped_label_dir, img_name)
    برای محدود کردن جستجوی چهره RECTANGLE #
    image = cv2.imread(img path)
    gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    faces = face_cascade.detectMultiScale(
        gray,
```

```
. کاهش دادم تا صورت های کوچک تر را هم در بر بگیرد # scaleFactor=1.012,
          minNeighbors=1,
          minSize=(10, 10),
          flags=cv2.CASCADE SCALE IMAGE
      if len(faces) > 0:
        rect = faces[0] # انتخاب اولين چهره
        crop_face(img_path, save_path, rect)
        print(f"No face detected in {img path}")
"""## Download Crops to See"""
import shutil
# Create a zip file of the crops directory
shutil.make_archive('/content/crops', 'zip', '/content/crops')
files.download('/content/crops.zip')
# Commented out IPython magic to ensure Python compatibility.
# %Ls
from google.colab import files
uploaded = files.upload()
import zipfile
zf = zipfile.ZipFile(io.BytesIO(uploaded['fine crops.zip']), "r")
zf.extractall()
cropped dir = '/content/fine crops'
"""## Make & Compile AminNet_Model"""
# # this code helps to read the images faster
# AUTOTUNE = tf.data.AUTOTUNE
# train_generator = train_generator.prefetch(buffer_size=AUTOTUNE)
# validation_generator = validation_generator.prefetch(buffer_size=AUTOTUNE)
```



4-تست معماری های مختلف و ساخت مدل نهایی:

%84 VGG .1

- معمارى: VGG به دلیل سادگی و ساختار منظمش معروف است و عمدتاً از لایههای کانولوشن (Convolutional Layers) و لایههای Fully Connected تشکیل شده است.

- مزایا:

- دقت بالا در تشخیص تصویر
- ساده در طراحی و پیادهسازی

- معایب:

- بسیار سنگین و نیاز به منابع محاسباتی بالا
 - زمان آموزش طولاني

%64 MobileNet .2

- معماری: این معماری برای دستگاههای موبایل و سیستمهای با توان محاسباتی کم طراحی شده است. از تکنیک Depthwise Separable Convolutions استفاده میکند.

- مزایا:

- سبک و سریع
- مصرف انرژی کم

- معایب:

- ممکن است دقت کمتری نسبت به VGG داشته باشد

%77 EfficientNet .3

- معماری: EfficientNet با توازن بهینه ای بین دقت و پیچیدگی طراحی شده است. از تکنیکهای مقیاسگذاری جدید استفاده میکند.

- مزایا:

- دقت بسیار بالا در مقایسه با حجم کم
 - مقیاسپذیری خوب بر اساس نیاز

- معایب:

- ممکن است پیچیدگی بیشتری در پیادهسازی داشته باشد

نتيجەگيرى

- انتخاب VGG: اگر به دقت بالا نیاز دارید و منابع محاسباتی کافی دارید.
- انتخاب MobileNet: اگر به سرعت و کارایی در دستگاههای موبایل اهمیت میدهید.
 - انتخاب EfficientNet: برای بهینهسازی دقت و پیچیدگی به شکل همزمان.

lunet (Single legels) Xception ; I inception of a Xception He مرامل نت سے ارزا اول داخل میرهای موزا اورا کاعن بعد conceptioner - into bel Got on DSC of son ab inception } Google Net < ات کرون مان بنزی وز در در دار در اما بعث کام بعد REZNETZ Image Net = (is عران العامِمَ العامِمُ العامِم a sie co - Mobile Het, Godle Net Hof xception ce Dense Net K (Sell 1000 Salter) المواج وي داداد كوم سريا 250 ركامي مد مودوي المادي - Object on flors the skip conaton up Max poling by and selferly if the pol denge slow it is it will a dense Net skip Connection of the connection of the * ع م تعداد عملها تا کوته الزار (دولیتر) OO E 3 Tyl is by of Grangib Resnet a cin to all let -3 Resnet bir 18 ! I Laborate le Skip Count C 2/3 3 يروى ي كنداما ابنا الفالات وكال طوع by cer in scaling in the effition Net -3 681 ; scale son of per (1711 de de le de 6 3 Since estil Depth separable convolution (DSC);1: Mobile Net 87 وده , وحد الكل بيرة عفداد مادام يز ريوره ترات معير E21of I Git of Fire of of the bain I by stop is if the NO I بالع كانولوش عار وراز و تعراد نبار ها دال عادار ما يزر W.H. De De Comercial de la comercia de la comercial de la comercial de la comercial de la comercial ع X جال طلای بندی تا) و به مراغ ---يده على بكر (استواج وبازتيان) 🖚 📧 CNN Auto Excade D' D' GUL GUL PLICAS Child =1,4,40=1,080,050,000 semanti segment o war placement of 513 unet -> Alexnet -> VGG -> GoogleNet Back bone Ulu->concidentale مار VG و شارای با کانولوش عار ۲x۳ زارزدای تعداد لاسما با مان فلتر ي مالزو دفت آل از قبلي ها بيِّتر ٥ وعن دارتر ت روهای کائله: یک بون عا تا قبل - Steller US ubsinception معن است من المنام المسؤاج وزك دارد كروزك دريت 19 cm whead = it I to head (It is رزدا زلام قبل مر بعدى منترس كند وداراى لانولوس هاى To Back bong ; 1, 1 transfer less le : 10 pretrain, 16 90%,), preside bost 1x1 one de cipor, jevelle 3 Day of play of styly train et : 2 Des freeze & 3 الجادي كسندنا إن مصدك وافرائ عن جلولي كند Figet (land) fried freeze 1, -1 db & dol dlend) E * نقداد بارامتر کتری نے ۲ کا کارد زیا فالونگرید ase-mode-trainable=false)! whenhe 17 is see The who Bi: -100 Sait JULT -100 176 101 B # تا این و بعدی کی وای کالی بنزی تصاور طربی دند Bi: رای وادان زن دینامامهات مارس رسانی و بازی دان دان كركا الان تونوع بدرين وزونوا وتب دري ندارد exercity deby sequential tiel & Retnet + whe 83. is eleby V66 Ole ilis to skip amection it & * دارس ماز روس بنگر ما ماز هار داده نده ما ایم ات من ما تعداد المام بيتر يا ولى عالى بولى الدين كون كادى Son RCB is grays to it when the it is in the for it ع برگرده یک سر میانبرداشته ماش و موازی مازی حتی اع دهد signoid: Jildie = 1 = lend of clip into ندن کرزاے میں ووج ولائم الی لاء بعدی فرو و دویا لاسمام بعدل سنما بره و لا سردادد وع دود الحفار اعمال ما كؤد 5 with four transfer law it = 1 to For Find Con bet cox con

```
# from tensorflow.keras.applications import MobileNetV2
تر نسفر لرن بدون هد و فقط بک بون و تعبین انداز ه و رو دی # #
بدون لایه های بالایی و تعیین اندازه ورودی MobileNet بارگذاری مدل # #
# base model = MobileNetV2(weights='imagenet', include_top=False,
input_shape=(224, 224, 3))
IMAGE SHAPE = [224, 224]
batch size=10
epochs = 12
base_model = VGG16(input_shape = (224,224,3), weights = 'imagenet', include_top =
False)
# from tensorflow.keras.applications import EfficientNetB7
# # Load EfficientNet-B7 model without top layers
# base_model = EfficientNetB7(weights='imagenet', include_top=False,
input_shape=(224, 224, 3))
وزن ها در حین آموزش تغییر نمیکنند. برای جلوگیری از افت کیفیت ویژگیهای استخراج شده،   Freeze Layers #
# base model.trainable = False
for layer in base model.layers:
    layer.trainable = False
x = layers.Flatten()(base_model.output)
x = layers.Dense(128, activation='relu')(x)
x = layers.Dense(64, activation='relu')(x)
x = layers.Dense(2, activation='softmax')(x) # number of classes = 2
model = models.Model(inputs=base_model.input, outputs=x)
# model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='adam',
metrics=['accuracy'])
model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy',
metrics=['accuracy'])
# global_average_layer = tf.keras.layers.GlobalAveragePooling2D()
# prediction_layer = tf.keras.layers.Dense(1)
```

```
# inputs = tf.keras.Input(shape=(224, 224, 3))
# x = preprocess_input(inputs)
\# x = base model(x, training=False)
# x = global_average_layer(x)
\# x = tf.keras.layers.Dropout(0.2)(x)
\# outputs = prediction layer(x)
base_learning_rate = 0.001
model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(learning rate=base learning rate
                loss=tf.keras.losses.BinaryCrossentropy(from logits=True),
with tf.device('/GPU:0'):
     # Prepare dataset
       shuffle=True,
       batch size=BATCH SIZE,
        validation split=VALIDATION SPLIT,
 # validation dataset = image dataset from directory(
        shuffle=False,
        batch size=BATCH SIZE,
        validation split=VALIDATION SPLIT,
```

```
# # Create data Loaders
shuffle=True, seed=SEED)
batch size=BATCH SIZE, shuffle=False, seed=SEED)
 # # Trainina
       epochs=EPOCHS,
        callbacks=[early stopping, reduce lr]
  ImageDataGenerator آمادهسازی دادهها با #
  datagen = ImageDataGenerator(
      rescale=1./255, # 0 255 ==> 0 1
      rotation_range=20, # درجه چرخش ۳ تصاویر تا ۲۰ درجه چرخش
      تصاویر به اندازه ۲۰ درصد از عرض یا ارتفاع خود جابجا # width shift range=0.2,
      height shift range=0.2,
      برش دهی تا ۲۰ درصد # برش دهی تا ۲۰ درصد
      horizontal_flip=True, الفقى # منوانند به صورت الفقى #
      پر کردن پیکسلهای جدید، نز دیکترین مقدار # # fill_mode='nearest',
      validation split=0.2) # 20 تست 20 درصد داده ها برای تست 20
  train generator = datagen.flow from directory(
      directory=cropped dir,
      target size=(224, 224),
      batch size=10,
      class mode='categorical',
      subset='training',
      shuffle=True
  validation generator = datagen.flow from directory(
      directory=cropped_dir,
      target size=(224, 224),
```

```
batch size=10,
      class mode='categorical',
      subset='validation',
      shuffle=False
    استخراج ویژگیها #
    validation features = model.predict(validation generator)
  . early_stopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', #معيار نظارت بر بهبود مدل
count as an improvement
                                   اگر تغییر در معیار بیشتر از ۲ دوره مشاهده نشود، # patience=2,
                                   restore_best_weights=True) # وزن بهترین مدل ذخیره شده
.باز گر دانده میشود
  reduce lr = ReduceLROnPlateau(monitor='val loss',
                                    اگر بهبودی نباشد، نرخ یادگیری به ۲۰ درصد کاهش # factor=0.2,
                                    patience=2,
                                    سنn lr=1e-6) # حداقل نرخ
  history = model.fit(
      train generator,
      validation_data=validation_generator,
      epochs=epochs,
      نمایش خروجی بیشتر # verbose=1,
      # verbose=0: Minimal output. Only shows epoch number and total time.
      reduce_lr] # مضوری برای شرایط خاص اللہ میں معنوری برای شرایط خاص اللہ اللہ اللہ عنوری برای شرایط خاص
```

```
print(train generator.classes)
  print(train generator.samples)
# #
      # Layers.GlobalAveragePooling2D(),
       layers.Dropout(0.2),
# # from tensorflow.keras import layers, models
# # from tensorflow.keras.models import Model
# # from tensorflow.keras.layers import GlobalAveragePooling2D, Dense, Dropout,
# # from tensorflow.keras.optimizers import Adam
# # def create model():
       x = GlobalAveragePooling2D()(x)
       predictions = Dense(1, activation='sigmoid')(x)
       model = Model(inputs=base model.input, outputs=predictions)
# # model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy',
metrics=['accuracy'])
Y_pred = model.predict(validation_generator, validation_generator.samples /
batch size)
```

```
کدام محور (یا ابعاد) آر ایه بر رسی شود تا بز رگترین مقدار گرفته شود <== axix #
# axis=0: (کلاسها)
val_preds = np.argmax(Y_pred, axis=1) # تعبين كلاس هاى پيش بينى شده #
import sklearn.metrics as metrics
برچسبها برای مقایسه با پیش بینیها#   val_trues =validation_generator.classes
from sklearn.metrics import classification_report
گزارشی شامل دقت، فراخوانی ، و منوسط دقت# [print(classification_report(val_trues, val_preds))
آموزش مدل با دادههای آموزشی و تست روی دادههای اعتبار سنجی # #
                        validation data=(validation features, validation labels),
# loss, accuracy = model.evaluate(validation features, validation labels)
# print(f"Validation Accuracy: {accuracy * 100:.2f}%")
# test loss, test accuracy = model.evaluate(test datagen.flow from directory(
      class mode='binary',
# print(f'Test accuracy: {test_accuracy:.2f}')
نخبره مدل #
model.save('AminNet Model SmileDetector.h5')
files.download('AminNet Model SmileDetector.h5')
```

استفاده از ترنسفر لرنینگ و فاین تیون کردن در معماری مدلهای یادگیری ماشین، به ویژه در حوزههای مانند بینایی کامپیوتری و پردازش زبان طبیعی، تأثیرات قابل توجهی دارد. بیایید این مفاهیم را به طور کامل بررسی کنیم:

۱. ترنسفر لرنینگ (Transfer Learning)

ترنسفر لرنینگ به فرایند استفاده از مدلهای آموزشدیده شده در یک دامنه (مثلاً تشخیص اشیاء در عکسها) و استفاده از آنها در دامنهای دیگر (مثلاً تشخیص اشیاء مخصوص در یک تصویر خاص) اشاره دارد. این کار بهویژه زمانی موثر است که دادههای موجود برای دامنه جدید کم باشد.

مزایا:

- کاهش زمان آموزش: از آنجایی که مدل قبلاً بر اساس دادههای متنوع آموزش دیده، سریعتر میتواند برای یک وظیفه خاص تنظیم شود.
- بهبود دقت: استفاده از ویژگیهای استخراجشده از مدلهای پیش آموزش دیده به افزایش دقت در وظایف جدید کمک میکند.
- مقاومت در برابر کمبود داده: در مواردی که داده های محدود داریم، ترنسفر لرنینگ می تواند نقطه قوتی باشد.

۲. فاین تیون کردن (Fine-tuning)

فاین تیون کردن به فرآیندی اطلاق می شود که در آن یک مدل پیش آموزش دیده برای یک وظیفه خاص به تدریج با استفاده از داده های مربوط به آن وظیفه تازه آموزش داده می شود. این کار معمولاً با کمی تغییر در لایه های نهایی مدل انجام می شود تا خروجی متناسب با نیاز خاص باشد.

چگونه کار میکند؟

- بخشی از لایههای مدل ثابت میمانند در حالی که لایههای میانی یا نهایی با دادههای جدید آموزش میبینند.

- این کار به مدل اجازه میدهد تا درک عمیقتری از دادههای جدید پیدا کند، بدون اینکه از پایه بسازید.

۳. تاثیرات بر روی مدل تابعی

- سرعت یادگیری: با استفاده از ویژگیهای از پیش آموخته شده، مدل میتواند سریعتر و با کارایی بالاتری یاد بگیرد.
- افز ایش دقت: با فاین تیون کردن، مدلی که قبلاً به دقت آموزش دیده است، میتواند به طرز محسوسی در وظایف جدید، خطای کمتری داشته باشد.
- کاهش اور فیتینگ: با استفاده از مدلهای پایهای که از برش بزرگ داده ها آموزش دیدهاند، میتوان ریسک اور فیتینگ (overfitting) را کاهش داد.

در دیپ لرنینگ، دو نوع ساختار اصلی برای معماری مدل وجود دارد:

ساختار سكونشال (Sequential)

- خطی بودن: در این نوع معماری، لایه ها به صورت خطی و پشت سر هم قرار می گیرند. هر لایه به لایه بعدی متصل است.
- سادگی: برای مدلهای ساده و غیر پیشرفته، مانند شبکههای عصبی با چند لایه، مناسب است.
- کتابخانه ها: در بسیاری از کتابخانه های دیپ لرنینگ مانند Keras، این نوع ساختار برای ایجاد مدل به راحتی استفاده می شود.

ساختار تابعی (Functional)

- انعطاف پذیری: این نوع معماری اجازه میدهد تا لایه ها به صورت غیرخطی و با اتصالات بیچیده تری مثل چند ورودی و خروجی، بوجود آیند.
- معماری های پیشرفته: برای مدل هایی با ارتباطات پیچیده، مثل شبکه های عصبی با لایه های انفصال یا شاتد می تو اند استفاده شود.
- قابلیت استفاده مجدد: میتوانید لایهها یا بلوکهای مختلف را در ساختارهای مختلف دوباره استفاده کنید.

فرمتهای ذخیرهسازی مدلهای عصبی شامل چندین نوع مختلف است که هر کدام مزایا و معایب خاص خود را دارند. در اینجا به برخی از انواع رایجترین فرمتهای ذخیرهسازی مدلها اشاره میکنیم:

H5 (HDF5) .1

فرمت H5 یکی از رایجترین و قدرتمندترین روشهای ذخیر هسازی مدلها است.

- مزایا:
- قابلیت ذخیر هسازی دادههای بزرگ با سرعت بالا
 - سازگاری با اکثر کتابخانههای عصبی
- امکان ذخیر هسازی وزنها، ساختار شبکه و متغیر های حالت
 - نحوه استفاده:

model.save('smile.h5')

ONNX (Open Neural Network Exchange) .2

ONNX یک فرمت استاندار د برای تبادل مدلهای عصبی است.

- مزایا:
- سازگاری با اکثر کتابخانههای عصبی مختلف
 - امکان تبدیل مدلها به فرمتهای دیگر
 - قابلیت استفاده در محیطهای مختلف
 - نحوه استفاده:

model.save('smile_detection_model.onnx')

TensorFlow SavedModel .3

این فرمت مخصوص استفاده با TensorFlow است.

- مزایا:
- سازگاری کامل با TensorFlow
- شامل متغیر های حالت و وزنها
- قابلیت ذخیر هسازی ساختار شبکه
 - نحوه استفاده:

model.save('smile_detection_model', save_format='tf')

PyTorch SavedModel .4

فرمت ذخیرهسازی مخصوص استفاده با PyTorch است.

- مزایا:
- سازگاری کامل با PyTorch
- شامل متغیرهای حالت و وزنها
- قابلیت ذخیر مسازی ساختار شبک
 - نحوه استفاده:

torch.save(model.state_dict(), 'smile_detection_model.pth')

Keras H5.5

این فرمت مخصوص استفاده با Keras است.

- مزایا:
- سازگاری با Keras
- شامل ساختار شبکه و وزنها
- قابلیت ذخیر مسازی متغیر های حالت
 - نحوه استفاده:

model.save('smile_detection_model.keras')

چگونه عمل میکند؟

فرماتهای ذخیر هسازی معمولاً شامل موارد زیر هستند:

- 1. ساختار شبکه عصبی
 - 2. وزنها
- 3. متغیر های حالت (در صورت موجود)
 - 4. تنظیمات آموزش

در طول فرآیند ذخیرهسازی، مدل به صورت یک فایل یا مجموعهای از فایلها ذخیره می شود. این فایلها حاوی اطلاعات ضروری برای بازنویسی و استفاده مجدد از مدل هستند.

انتخاب بهترین فرمت برای ذخیر اسازی مدل بستگی به موارد زیر دارد:

- كتابخانه مورد استفاده (TensorFlow, PyTorch, Keras)
- هدف نهایی (تبادل بین محیطها، استفاده در همان محیط)
 - نیاز به ذخیر هسازی متغیر های حالت
 - اندازه مدل و نیاز به سرعت ذخیرهسازی

برای مدل ما که با TensorFlow ساخته شده است، استفاده از فرمت H5 یا SavedModel مناسب خواهد بود.

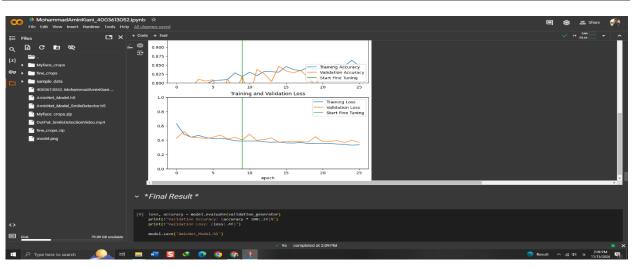
5-بهبود مدل و fine tuning:

در بخش قبلی به طور کامل از فریز کردن اموزش بیس مدل تا ترنسفر لرن و فاین تیون کردن ان شهر داده شد و کد های ان به صورت زیر است که دقت مدل را از 79% به 84% رساند و به خوبی بهبود بخشید.

```
"""# Summary"""
base model.summary()
model.summary()
import tensorflow as tf
tf.keras.utils.plot model(model, show shapes=True)
acc = history.history['accuracy']
val_acc = history.history['val_accuracy']
loss = history.history['loss']
val loss = history.history['val loss']
import matplotlib.pyplot as plt
plt.figure(figsize=(8, 8))
plt.subplot(2, 1, 1)
plt.plot(acc, label='Training Accuracy')
plt.plot(val acc, label='Validation Accuracy')
plt.legend(loc='lower right')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.ylim([min(plt.ylim()),1])
plt.title('Training and Validation Accuracy')
```

```
plt.subplot(2, 1, 2)
plt.plot(loss, label='Training Loss')
plt.plot(val loss, label='Validation Loss')
plt.legend(loc='upper right')
plt.ylabel('binary_crossentropy')
plt.ylim([0,1.0])
plt.title('Training and Validation Loss')
plt.xlabel('epoch')
plt.show()
base_model.trainable = True # مے ټوانند وزنهای خود را در طول فرایند آموزش بهروزرسانی کنند.
fine tune at = 100
آموزش Fine-Tuning (زیر ۱۰۰)، وزنها قابل آموزش نباشند. این به ما کمک میکند تا فقط لایههای بالایی مدل در طول فر آیند#
for layer in base_model.layers[:fine_tune_at]:
    layer.trainable = False
model.compile(Loss=tf.keras.losses.BinaryCrossentropy(from Logits=True),
              optimizer = tf.keras.optimizers.RMSprop(learning_rate=0.001/10),
              metrics=['accuracy'])
initial epochs = 10
fine tune epochs = 15
total_epochs = initial_epochs + fine_tune_epochs
history fine = model.fit(train generator,
                          epochs=total epochs,
                          initial epoch=history.epoch[-1],
                          validation data=validation generator)
acc += history fine.history['accuracy']
val_acc += history_fine.history['val_accuracy']
loss += history_fine.history['loss']
val loss += history fine.history['val loss']
plt.figure(figsize=(8, 8))
plt.subplot(2, 1, 1)
plt.plot(acc, label='Training Accuracy')
plt.plot(val_acc, label='Validation Accuracy')
plt.ylim([0.8, 1])
plt.plot([initial epochs-1,initial epochs-1],
```

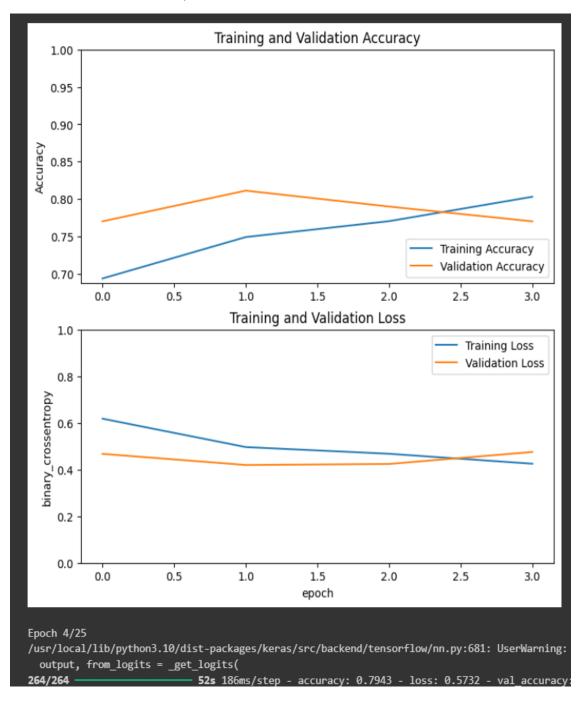
```
plt.ylim(), label='Start Fine Tuning')
plt.legend(loc='lower right')
plt.title('Training and Validation Accuracy')
plt.subplot(2, 1, 2)
plt.plot(loss, label='Training Loss')
plt.plot(val loss, label='Validation Loss')
plt.ylim([0, 1.0])
plt.plot([initial epochs-1,initial epochs-1],
         plt.ylim(), label='Start Fine Tuning')
plt.legend(loc='upper right')
plt.title('Training and Validation Loss')
plt.xlabel('epoch')
plt.show()
"""# **Final Result **"""
loss, accuracy = model.evaluate(validation_generator)
print(f"Validation Accuracy: {accuracy * 100:.2f}%")
print(f"Validation Loss: {loss:.4f}")
model.save('AminNet_Model.h5')
files.download('AminNet Model.h5')
# from google.colab import drive
# !cp 'AminNet Model SmileDetector.h5' '/content/drive/MyDrive/'
```

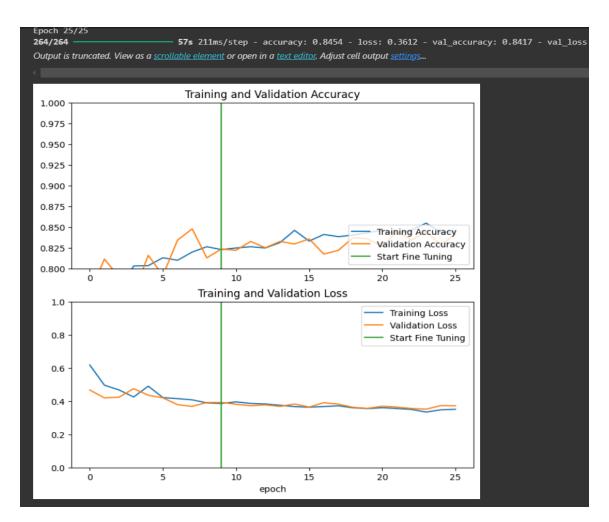


```
Output shape: (None, 224, 224, 3)
                                   Output shape: (None, 224, 224, 64)
 Input shape: (None, 224, 224, 3)
Input shape: (None, 224, 224, 64)
                                   Output shape: (None, 224, 224, 64)
Input shape: (None, 224, 224, 64)
                                   Output shape: (None, 112, 112, 64)
Input shape: (None, 112, 112, 64)
                                   Output shape: (None, 112, 112, 128)
Input shape: (None, 112, 112, 128) Output shape: (None, 112, 112, 128)
                           MaxPooling2D
                                     Output shape: (None, 56, 56, 128)
  Input shape: (None, 56, 56, 128)
                                   Output shape: (None, 56, 56, 256)
  Input shape: (None, 56, 56, 256)
                                   Output shape: (None, 56, 56, 256)
  Input shape: (None, 56, 56, 256)
                                   Output shape: (None, 56, 56, 256)
                                 ooling2D
  Input shape: (None, 56, 56, 256)
                                   Output shape: (None, 28, 28, 256)
  Input shape: (None, 28, 28, 256)
                                   Output shape: (None, 28, 28, 512)
  Input shape: (None, 28, 28, 512)
                                   Output shape: (None, 28, 28, 512)
  Input shape: (None, 28, 28, 512) Output shape: (None, 28, 28, 512)
                          MaxPooling2D
                                    Output shape: (None, 14, 14, 512)
 Input shape: (None, 14, 14, 512) Output shape: (None, 14, 14, 512)
  Input shape: (None, 14, 14, 512)
                                    Output shape: (None, 14, 14, 512)
  Input shape: (None, 14, 14, 512)
                                    Output shape: (None, 14, 14, 512)
                           MaxPooling2D
   Input shape: (None, 14, 14, 512)
                                    Output shape: (None, 7, 7, 512)
     Input shape: (None, 7, 7, 512)
                                     Output shape: (None, 25088)
       Input shape: (None, 25088)
                                    Output shape: (None, 128)
         Input shape: (None, 128)
                                   Output shape: (None, 64)
          Input shape: (None, 64) Output shape: (None, 2)
```

7-رسم نمودارها و ارتباطات:

مطابق پروژه ی قبلی از پلات پایتون برای رسم نتایج استفاده کرده تا ببنیم داده ها در کجا قرار دارند و دید کلی از قرار گیری ان پیش بینی ها داشته باشیم:

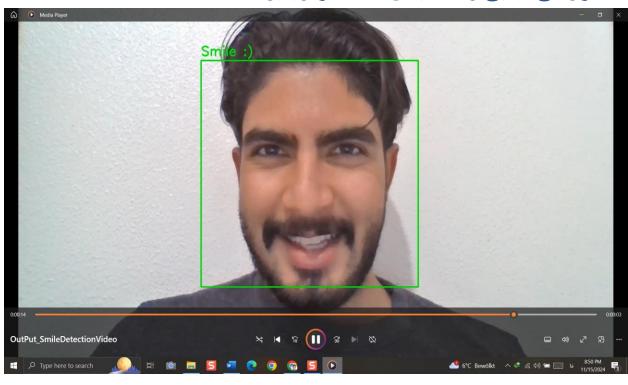




قبل از فاین تیون کردن:

```
66/66
                         9s 121ms/step
 WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via `model.save()` or `keras.saving.save_model(model)`. This
              precision
                          recall f1-score support
                                     0.77
                                                307
                            0.78
                            0.80
                                     0.80
                                     0.79
    accuracy
   macro avg
                                     0.79
 weighted avg
                                     0.79
Summary
```

7-خروجی نهایی و تشخیص لبخند از ویدیو:





```
"""<u>#</u> My Video"""
from google.colab import files
uploaded = files.upload()
                         ----- video
from google.colab import files
uploaded = files.upload()
import numpy as np
import os
from tensorflow.keras.models import load_model
from tensorflow.keras.applications import VGG16
from tensorflow.keras.applications.vgg16 import preprocess_input
# Load the trained classifier model
model = load_model('AminNet_Model.h5')
# Load the feature extractor model (VGG16 without the top layers)
base_model = VGG16(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(224, 224,
3))
# face detector
```

```
face cascade = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.haarcascades +
'haarcascade frontalface default.xml')
if not os.path.exists('Myface_crops'):
   os.makedirs('Myface crops')
# predict smile or not on a each frame and draw a rectangle
def predict and draw(frame):
   gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR BGR2GRAY) # Convert the image to
grayscale for better detection
    faces = face cascade.detectMultiScale(gray, 1.1, 4)
   for (x, y, w, h) in faces:
        face crop = cv2.resize(frame[y:y+h, x:x+w], (224, 224))
        # Expand dimensions to match Keras input requirements
        face_crop_preprocessed = preprocess_input(np.expand_dims(face_crop,
axis=0)) # Preprocess the face crop
        cv2.imwrite(f'/content/Myface_crops/face_{x}_{y}.jpg', face_crop)
        # Predict using the classifier model directly on the raw face crop
        prediction = model.predict(face_crop_preprocessed)
       # Draw rectangle based on prediction
        if prediction[0][0] > 0.5: # treshold for 2 class
            color = (0, 0, 255) # Red for non-smile
            label = "Non Smile :( "
        else:
            color = (0, 255, 0) # Green for smile
            label = "Smile :) "
        # Draw rectangle and label around the face
        cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), color, 2) #2: ضخامت خط مستطیل
        cv2.putText(frame, label, (x, y - 10), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.9,
color, 2) # Display the label متن كمي بالاتر از بالاي مستطيل
# process video frame by frame and save the output video
def process video(video path, output path):
    cap = cv2.VideoCapture(video path) # Open the video
   if not cap.isOpened():
```

```
print("Error opening video file")
    # Get video properties
    width = int(cap.get(cv2.CAP_PROP_FRAME_WIDTH))
    height = int(cap.get(cv2.CAP PROP FRAME HEIGHT))
    fps = int(cap.get(cv2.CAP PROP FPS)) *تعداد فریم هایی که در هر ثانیه نمایش داده #
    در و پدیو به برنامه یا الگوریتمی اطلاق می شود که بر ای فشر دمسازی و از بین بر دن اطلاعات اضافی و پدیو (Codec) #
    # Define the codec and create VideoWriter object
    fourcc = cv2.VideoWriter_fourcc(*'mp4v') # 'mp4v' به معنای استفاده از کدک MP4
    out = cv2.VideoWriter(output path, fourcc, fps, (width, height))
    while cap.isOpened():
        ret, frame = cap.read() # ret : آيا فريم با موفقيت خوانده شده يا خير
        if not ret: # ret ==> False (یعنی نتوانسته ایم فریم را بخوانیم)
        # Predict smile and draw rectangle
        predict and draw(frame)
        out.write(frame)
    cap.release()
    out.release()
    print("Processing completed. SmileDetection Video saved as:", output path)
                                          ----- predict video by model:
process_video('/content/4003613052_MohammadAminKiani.mp4',
 /content/OutPut SmileDetectionVideo.mp4')
"""Download Pics of me to see each frame & result predict"""
import shutil
shutil.make_archive('/content/Myface_crops', 'zip', '/content/Myface_crops')
```

```
files.download('/content/Myface_crops.zip')
files.download('/content/OutPut_SmileDetectionVideo.mp4')
```

```
# # Smile Detection with Webcam/Video
# # Define video capture
# cap = cv2.VideoCapture(0) # 0 for webcam, or specify video file path
# # Load the trained model
# model = load model('AminNet Model.h5')
   faces = face cascade.detectMultiScale(gray, 1.1, 4)
     prediction = model.predict(face input)
     if prediction[0][0] > 0.5:
     else:
     break
   if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
      break
```

برای پردازش تصویر و تشخیص لبخند با استفاده از وبکم یا آپلود ویدیو در پایتون و کتابخانه (cv2) ۰۵ میتوانید مراحل زیر را دنبال کنید:

١. نصب كتابخانههاى مورد نياز

ابتدا مطمئن شوید که Opencv و سایر کتابخانههای مورد نیاز نصب شدهاند.

۲. استفاده از وبكم يا ايلود براى تجزيه و تحليل ويديو

۲.۱. راهاندازی وبکم یا اپلود ویدیو

٢.٢. تشخيص لبخند

بعد از خواندن فریمها، میتوانید برای تشخیص لبخند از مدلهای یادگیری ماشین استفاده کنید. برای این کار میتوانید از مدلهای پیشآماده مثل Haar مشین استفاده کنید.

- cv2: کتابخانه OpenCV برای پردازش تصویر و ویدیو.
 - numpy: برای کار با آرایه ها و عملیات عددی.
- os: برای کار با سیستم فایل (ایجاد دایرکتوری، مدیریت فایلها).
- tensorflow.keras: برای بارگذاری مدل یادگیری عمیق و استفاده از ۷GG16 به عنوان استخراجکننده ویژگی.

2. بارگذاری مدلهای آموزشدیده

model = load_model('AminNet_Model.h5')

base_model = VGG16(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(224, 224, 3))

- load_model: بارگذاری مدل تشخیص لبخند که قبلاً آموزش دیده است.
- VGG16: مدل VGG16 به عنوان استخراج کننده ویژگی برای پردازش تصاویر صورت.

3. بارگذاری تشخیصدهنده چهره

face_cascade = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.haarcascades +

'haarcascade_frontalface_default.xml')

بارگذاری مدل Haar Cascade برای تشخیص چهره.

4. ایجاد دایر کتوری برای ذخیره برشهای صورت

:if not os.path.exists('Myface_crops')

os.makedirs('Myface_crops')

بررسی وجود دایر کتوری Myface_crops و ایجاد آن در صورت عدم وجود.

5. تعریف تابع پیشبینی و رسم مستطیل

:def predict_and_draw(frame)

gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

faces = face_cascade.detectMultiScale(gray, 1.1, 4)

- predictanddraw: تابعی برای پیشبینی لبخند و رسم مستطیل دور چهره.
 - تبدیل فریم به تصویر خاکستری برای بهبود دقت تشخیص چهره.
 - شناسایی چهرهها در تصویر.

6. برش و پردازش هر چهره شناسایی شده

Ifor (x, y, w, h) in faces

face_crop = cv2.resize(frame[y:y+h, x:x+w], (224, 224))

face_crop_preprocessed = preprocess_input(np.expand_dims(face_crop, axis=0))

- برای هر چهره شناسایی شده، برش صورت انجام می شود و اندازه آن به 224224 پیکسل تغییر می کند.
 - پیشپردازش تصویر برشخورده برای ورودی به مدل.

7. ذخیره برشهای صورت

cv2.imwrite(f'/content/Myface_crops/face_{x}_{y}.jpg', face_crop)

• ذخیره برش صورت به عنوان یک تصویر JPEG در دایرکتوری مشخص شده.

8. بيش بيني لبخند

prediction = model.predict(face_crop_preprocessed)

• بیش بینی لبخند یا عدم لبخند با استفاده از مدل بارگذاری شده.

9. رسم مستطیل و برچسب

If prediction[0][0] > 0.5

$$(255,0,0) = color$$

:else

$$(0,255,0) = color$$

cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), color, 2)

cv2.putText(frame, label, (x, y-10), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.9, color, 2)

- اگر پیشبینی نشاندهنده عدم لبخند باشد، مستطیل قرمز و اگر لبخند باشد، مستطیل سبز رسم می شود.
 - برچسب مربوط به پیش بینی در بالای مستطیل نمایش داده میشود.

10. پردازش ویدیو فریم به فریم

idef process_video(video_path, output_path)

cap = cv2.VideoCapture(video_path)

• تابعی برای پردازش ویدیو به صورت فریم به فریم.

11. بررسی موفقیت در باز کردن ویدیو

:()if not cap.isOpened

print("Error opening video file")

return

• بررسی اینکه آیا ویدیو به درستی باز شده است یا خیر.

12. دریافت ویژگیهای ویدیو

width = int(cap.get(cv2.CAP_PROP_FRAME_WIDTH))

height = int(cap.get(cv2.CAP_PROP_FRAME_HEIGHT))

fps = int(cap.get(cv2.CAP_PROP_FPS))

• دریافت عرض، ارتفاع و تعداد فریم در ثانیه (FPS) ویدیو.

13. تعریف کدک و ایجاد شیء VideoWriter

fourcc = cv2.VideoWriter_fourcc(*'mp4v')

out = cv2.VideoWriter(output_path, fourcc, fps, (width, height))

• تعریف کدک و ایجاد شیء VideoWriter برای ذخیره ویدیو خروجی.

14. پردازش هر فريم و نوشتن آن در ويديو خروجي

()while cap.isOpened

()ret, frame = cap.read

if not ret

break

predict_and_draw(frame)

out.write(frame)

• حلقه ای برای خواندن هر فریم از ویدیو، پیش بینی لبخند، و نوشتن فریم پر دازششده در ویدیو خروجی.

15. آزادسازی منابع

()cap.release

ChatGPT 4 | Midjourney | Gemini | Claude, [11/15/2024 10:42 PM]

()out.release

print("Processing completed. SmileDetection Video saved as:", output_path)

• آزادسازی منابع مربوط به ویدیو و چاپ پیام اتمام پردازش.

16. فشر دهسازی تصاویر برشخور ده و دانلود آنها

import shutil

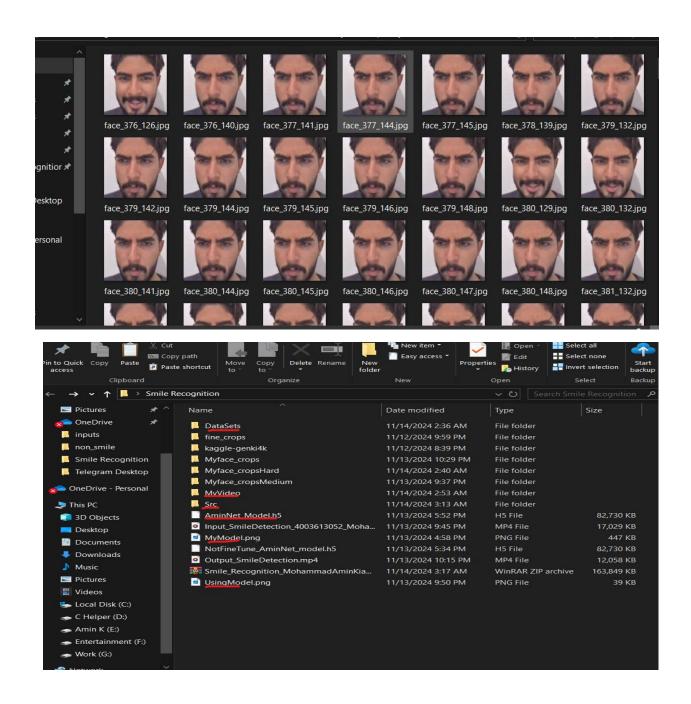
shutil.make_archive('/content/Myface_crops', 'zip', '/content/Myface_crops')

files.download('/content/Myface_crops.zip')

files.download('/content/OutPut SmileDetectionVideo.mp4')

• ایجاد یک آرشیو ZIP از دایر کتوری برشهای صورت و دانلود آن به همر اه ویدیوی خروجی.

در کل یک برنامه کامل برای تشخیص لبخند در ویدیوها ساختیم که چهرهها را شناسایی کرده، لبخند را پیشبینی کرده، و نتایج را در قالب یک ویدیو خروجی ذخیره میکند.



- [1] https://github.com
- [2] <u>https://stackoverflow.com/questions</u>
- [3] https://www.wikipedia.org/
- [4] https://colab.research.google.com/
- [5] https://www.tensorflow.org/guide/
- [6] https://keras.io/
- [7] https://www.geeksforgeeks.org/opencv-python-program-face-detection/
- [8] https://www.kaggle.com/datasets/talhasar/genki4k/data
- https://www.researchgate.net/figure/A-smiling-and-a-non-smiling-image-from-the-GENKI-4k-dataset_fig1_281991690
- [10] https://ieeexplore.ieee.org/document/7727484