### تشخیص چهره به همراه خود رمزنگارها و شبکه های عمیق

Face recognition via Deep Stacked Denoising Autoencoders

فرشاد برجعلی زاده، ۶۱۰۳۹۹۰۱۵

یروژه یادگیری ماشین، اسفند ماه ۹۹

### ۱. چکیده

شاید بتوان گفت در حال حاضر در دنیا یکی از جداب ترین بخش های پردازش تسویر، کاربردهای (Face recognition) است به دلیا کاربردهای بسیار مهم و جدابی که ایان سیستم ها دارند از جمله کاربردهای امنیتی و تشخیص حالات چهره، پیاده سازی و بهینه سازی چنین سیستم هایی همواره جزء داغ ترین مباحث پژوهشی و تحقیقاتی در دانشگاه ها و مراکز تحقیقاتی دنیا است درایا بروژه سعی می کنیم که مقدمه ای از آشنایی با تشخیص چهره و پیاده سازی الگوریتم هایی با استفاده از خود رمزنگارها (Autoencoders) و شبکه های کانولوشنال (Convolutional Network) ارائه دهیم.

### ۲. مقدمه

تشخیص چهره به مجموعه علوم و تکنولوژی هایی گفته می شود که هدف آن تشخیص چهره انسان است. اگر بخواهیم به تشخیص هر چه دقیق تر و با سرعت بیشتر چهره انسان است. اگر بخواهیم به صورت علمی تر و یا فنی تر صحبت کنیم، سیستم تشخیص یک کاربرد بیومتریک مبتنی بر هوش مصنوعی است که میتواند به صورت منحصر به فردی افراد را از طریق مقایسه الگوهای مبتنی بر بافت ها و هندسه صورت تشخیص دهد. تکنیک

های زیادی برای پیاده سازی این تکنولوژی مورد استفاده قرار می گیرد اما روش کلے بدین شکل است کے مشخصے ہای خاصی از چہرہ افراد با یک دیتاہیس یا مجموعــه اطلاعــاتی از پــیش ذخیــره شــده ( کــه میتوانــد حاصــل نمونــه گیــری از چهــره افـراد باشـد) مقایسـه مـی شـود. تشـخیص چهـره در دهـه هـای اخیـر بـه دلیـل گسـتردگی کاربرد در زمینه های مختلف، مورد توجه بسیاری از محققان قرار گرفته است یکی از کاربردهای عامه و روزمره ای که از آن استفاده می شود قفل صفحه گوشی های هوشهند و ورود و خیروج کارکنان اداره ها می باشد. در این پروژه برخلاف مقاله به علت موجود نبود برخی از دیتاست های کار شده در مقاله اصلی ما با استفاده از مجموعـــه داده هـــای معـــروف ORL Face کــه دارای ۴۰۰ تصـــویر از چهـــره ۱۰ نفـــر در حالات مختلف می باشد به انضمام ۳۰ تصویر از ۳ فرد دیگر که برای ارزیابی مدل اضافه شده اند استفاده می کنیم. برای پیاده سازی مدل تشخصیص چهره از خود رمزنگارهای عمیاق نسویزی (Deep Stacked Denoising Autoencoders) بسه همـــراه ۲۸۳۵۶۸ پـــارامتر و شـــبکه هـــای عمیـــق کانولوشـــنی بـــه همـــراه ۳۵۹۳۰۰۰ یارامتر کمک گرفته ایم و علاوه بر خود رمزنگارهای عمیق نویزی از خود رمزنگارهای عمیی کانولوشنی به همیراه ۱۵۴۲۸۹ پیارامتر به صورت جداگانیه ای بـرای ارزیـابی و پـیش پـردازش تصـاویر اسـتفاده کـرده ایـم کـه در بخـش هـای ۳.۱، ٣.٢ و ٣.٣ و ۴ به آنها مي يردازيم.

# ۳. مشخصات و پیش پردازش داده ها

#### 3.1 مشخصات داده ها

در داده های تصویری که داریم و از این لینک هم قابل دانلود هستند در پوشه های تصویری که داریم و از این لینک هم قابل دانلود هستند و ۳ پوشه به نام ۴۰ پوشه داریم که هر کدام دارای ۱۰ چهره در حالت های مختلف از هر فرد هستند و ۳ پوشه به نام های دیتاست اصلی اضافه کردیم تا به عنوان ارزیابی نهایی مدل

از آنها استفاده کنیم، عکس های هر پوشه به فرمت pmg. هستند و از ۱ تا ۱۰ شماره گذاری شده اند. سایز تمامی عکس ها به ۳۲\*۳۲ پیکسل تغییر داده شده است و داده های train و validataion را به سایز تمامی عکس ها به ۳۲\*۳۲ پیکسل تغییر داده شده است و داده های یادگیری هرچه بهتر خود ترتیب با تعداد ۴۴۴ و ۸۴ جدا سازی میکنیم، با توجه به مقاله برای یادگیری هرچه بهتر خود رمزنگارها مقداری نویز به داده های وارد میکنم مزیتی که خود رمزنگار با داده های نویزی رمزنگار با داده های غیر نویزی دارد در این است که معمولا خود رمزنگار نویزی تعمیم پذیری (generalization) بیشتری نسبت به خود رمزنگار غیر نویزی دارند مقدار نویزی که در داده ها ایجاد میکنیم ۱۰۰۱ است، با اعمال نویز داده ها به صورت زیر تبدیل می شوند.













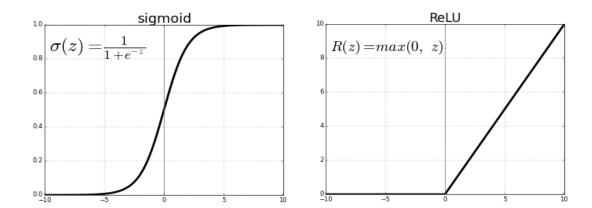


تصویر ۱. داده ها با اعمال نویز گاووسی ۲۰۰۱

برای استفاده از خود رمزنگارها در اینجا ما دو مدل را در نظر گرفته ایم:

#### (Deep Stacked Denoising Autoencoders) خود ر مزنگار عميق

خـود رمزنگارهای عمیـق بـدین صـورت کـار مـی کننـد کـه داده هـا را بـه عنـوان ورودی دریافـت مـی کننـد و بـا اسـتفاده از چنـدین لایـه متصـل کامـل (Fully Connected) ابتـدا داده هـا را بـه فضـای کوچـک تـر بـرده مـی شـوند (Encode) و سـپس سـعی مـی کننـد کـه از ابتـدا داده هـا را بازسـازی کننـد (Decode) در ایـن جـا هـم دقیقـا مـا همـین کـار را انجـام داده ایـم ابتـدا داده هـا را بـا انـدازه ۱۰۲۴ گرفتـه ایـم و سـپس آنهـا را بـه وسـلیه خـود رمزنگـار عمیـق بـه فضـایی بـا انـدازه ۱۰۲۴ گرفتـه ایـم و سـعی در دوبـاره سـاختن داده ابتـدایی از ایــن فضـا را داریــم. از توابــع فعــال ســاز (activation function) برای مدل خود رمزنگار عمیـق بهره برده ایم.



تصویر ۲. تابع های فعال ساز relu و sigmoid

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_5 (InputLayer)	(None, 1024)	0
dense_31 (Dense)	(None, 128)	131200
dense_32 (Dense)	(None, 64)	8256
dense_33 (Dense)	(None, 16)	1040
dense_34 (Dense)	(None, 32)	544
dense_35 (Dense)	(None, 64)	2112
dense_36 (Dense)	(None, 128)	8320
dense_37 (Dense)	(None, 1024)	132096

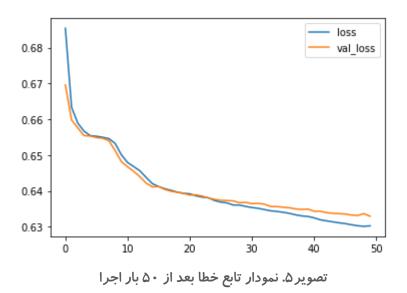
تصویر ۳. نمای کلی از خود رمزنگار عمیق

برای کامپایل کردن خود رمزنگار عمیق هم از بهینه ساز (optimizer) *adam و* تابعی که به عنوان تابع خطا در نظر گرفته ایم:

$$H_p(q) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} y_i \cdot log(p(y_i)) + (1 - y_i) \cdot log(1 - p(y_i))$$

تصویر ۴. تابع خطا (loss function)

وزن های شبکه خود رمزنگار عمیق را با ۵۰ بار اجرا روی داده مقدار دهی می کنیم و به مقدار خطای .۶۳ موجود .۶۳ می رسیم، همه این موارد در فایل face\_recognition\_deep\_autoencoder.ipynb موجود می باشد.



#### ۳.۳ خود رمزنگار کانولوشنی (Convolutional autoencoder)

خـود رمزنگـار هـای کانولوشـنی اسـاس کـار خـود را بـر شـبکه کانولوشـنی و پولینـگ (Pooling) و لایـه هـای متصـل کامـل (Fully Conectet) قـرار مـی دهنـد، انـدازه فایـل ورودی همـان عکـس هـای ۳۲\*۳۲ پیکسـلی هسـتند و در ابتـدا بـا اسـتفاده از کانولوشـن و پولینـگ داده هـا را بـه فضـای کوچـک تـری مـی بـریم (decoe) و سـپس عکـس ایـن کـار را بـرای دوبـاره سـاختن داده هـا انجـام مـی دهـیم در ایـن خـود رمزنگـار عمـق انجـام داده ایـم تنظـیم کننـده ای بـرای عـلاوه بـر کارهـایی کـه در خـود رمزنگـار عمیـق انجـام داده ایـم تنظـیم کننـده ای بـرای لایـه هـای خروجـی هـم قـرار مـی دهـیم (Layer weight regularizers) تـا نتیجـه آن را در دقت مدل مشاهده کنیم.

$$\begin{aligned} \theta_t &= \theta_{t-1} - \frac{\eta}{\sqrt{v_t}} m_t \text{ (outline)} \\ \theta_t &= \theta_{t-1} - \frac{\eta}{\sqrt{\widehat{v_t}} + \epsilon} \ \widehat{m_t} \text{ (complete)} \\ \widehat{m_t} &= \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}, \ \widehat{v_t} = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \end{aligned}$$

تصویر ۶. نحوه محاسبات بهینه ساز adam

با ۳۰ مرتبه اجرای الگوریتم به مقدار ۶۸.۰ خطا می رسیم، تمامی مراحل گفته شده این قسمت در فایل face\_recognition\_conve\_autoencoder.ipynb

#### 4. مدل تشخیص چهره

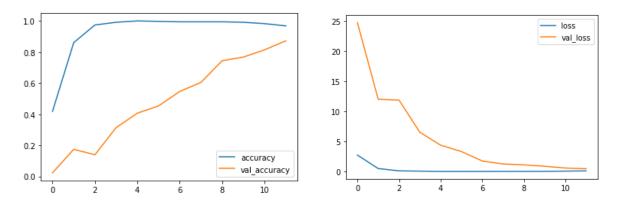
برای تشخیص چهره و پیاده سازی آن راه ها و مدل های مختلفی وجود دارد، با توجه به محتوای درس و میزان آشنایی که با شبکه های کانولوشن داشتم مدل را مبتی بر لایه های کانولوشنی می سازم.

ایس مدل بسر پایسه دو بسلاک اساسسی کانولوشنال و لایسه های متصل کامل استوار است و در لایسه های کانولوشنال از ۱۶ فیلتسر بسا (3, 3) kernel\_size در بسلاک اول و از ۳۲ فیلتسر بسا (3, 3) kernel\_size در بسلاک دوم استفاده مسی کنسیم در هسر دو بسلاک از relu در اهسم استفاده مسی کنسیم و تسابع فعال ساز را هسم relu در استفاده مسی کنسیم و تسابع فعال ساز را هسم relu در انظر گرفتسه ایسم، بسرای جلسوگیری از بسیش بسرازش (overfiting) از (0.25) از بسیش بسرازش (verfiting) از (0.25) بهسره مسی گیسریم و خروجسی بسلاک دوم را بسه یسک بسردار تبسدیل مسی کنسیم و سسپس بسه لایسه های متصل کامل با ۳۰۰۰ و ۴۳ واحد وصل مسی کنسیم، در لایسه آخیر کسه در واقع لایسه پیش بینی مدل ماست از تابع فعال ساز sofmax بهره می گیریم.

بــا كــم و زيــاد كــردن مقــادير epochs و batch\_size بهتــرين دقــت اجــرا را زمــانى كــه epochs و epochs=11 باشد، دريافت مى كنيم.

Layer (type)	Output	Shape	Param #
conv2d_29 (Conv2D)	(None,	30, 30, 16)	160
max_pooling2d_15 (MaxPooling	(None,	15, 15, 16)	0
batch_normalization_3 (Batch	(None,	15, 15, 16)	64
dropout_4 (Dropout)	(None,	15, 15, 16)	0
conv2d_30 (Conv2D)	(None,	13, 13, 32)	4640
max_pooling2d_16 (MaxPooling	(None,	6, 6, 32)	0
batch_normalization_4 (Batch	(None,	6, 6, 32)	128
dropout_5 (Dropout)	(None,	6, 6, 32)	0
flatten_2 (Flatten)	(None,	1152)	0
dense_3 (Dense)	(None,	3000)	3459000
dropout_6 (Dropout)	(None,	3000)	0
dense_4 (Dense)	(None,	43)	129043

تصویر ۷. جزئیات مدل face\_recognition\_model



تصویر ۸. نمودار های خطا و دقت بعد از ۱۲ بار اجرا

# ۵. بررسی نهایی (Discussion)

در این پروژه برای استفاده از مدل های پیاده سازی شده و ارزیابی بر روی داده های تست دو مدل را با نام های deep\_model.h5 و conv\_model.h5 ذخیره میکنیم و دقتی که بر وی داده تست فقط با استفاده از دیتاست ORL Face با مدل ORL مدل استفاده از دیتاست فقط با مدل ORL مدل فاصله گرفتیم آمد و با مدل ۹۷٪ می رسد که با دقت آبه مدل فاصله پندانی ندارد و با توجه به این پیاده سازی مقاله را هنوز کسی به انتشار نگذاشته است به نظر قابل قبول می رسد. هدف از این پروژه به چالش کشیدن خود و آشنایی با شاخه ای جذاب از یادگیری ماشین بود، در این پروژه سعی کردم که تمام سعی و تلاشم را انجام دادم که نسبت یادگیری ماشین بود، در این پروژه سعی کردم که تمام سعی و تلاشم را انجام دادم که نسبت به مفاهیم سطح بالای مقاله مورد نظر در ابتدا دید پیدا کنم و تا حد خوبی با مسئله پردازش تصاویر آشنا شوم و سپس بتوانم اولین تجربه خود را در پیاده سازی و یادگیری پردازش تصویر به نمایش قرار دهم، تمامی فایل های کار شده در این پروژه در مفحه گیت هاب موجود می باشد و از آن طریق هم می توان به فایل ها دسترسی داشت.

# منابع

- 1. <a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S009630031930181X">https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S009630031930181X</a>
- 2. <a href="https://keras.io/api/layers/regularizers/">https://keras.io/api/layers/regularizers/</a>
- 3. <a href="https://blog.keras.io/building-autoencoders-in-keras.html">https://blog.keras.io/building-autoencoders-in-keras.html</a>
- 4. <a href="https://github.com/curiousily/Deep-Learning-For-Hackers">https://github.com/curiousily/Deep-Learning-For-Hackers</a>
- 5. <a href="https://github.com/Alireza-Akhavan/deep-face-recognition">https://github.com/Alireza-Akhavan/deep-face-recognition</a>
- 6. <a href="https://developpaper.com/adam-optimizer/">https://developpaper.com/adam-optimizer/</a>
- 7. <a href="https://realpython.com/face-recognition-with-python/">https://realpython.com/face-recognition-with-python/</a>
- 8. https://machinelearningmastery.com/how-to-perform-face-detection-with-classical-and-deep-learning-methods-in-python-with-keras/