



دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
(پلی تکنیک تهران)

# پروژه درس مقدمه ای بر هوش محاسباتی

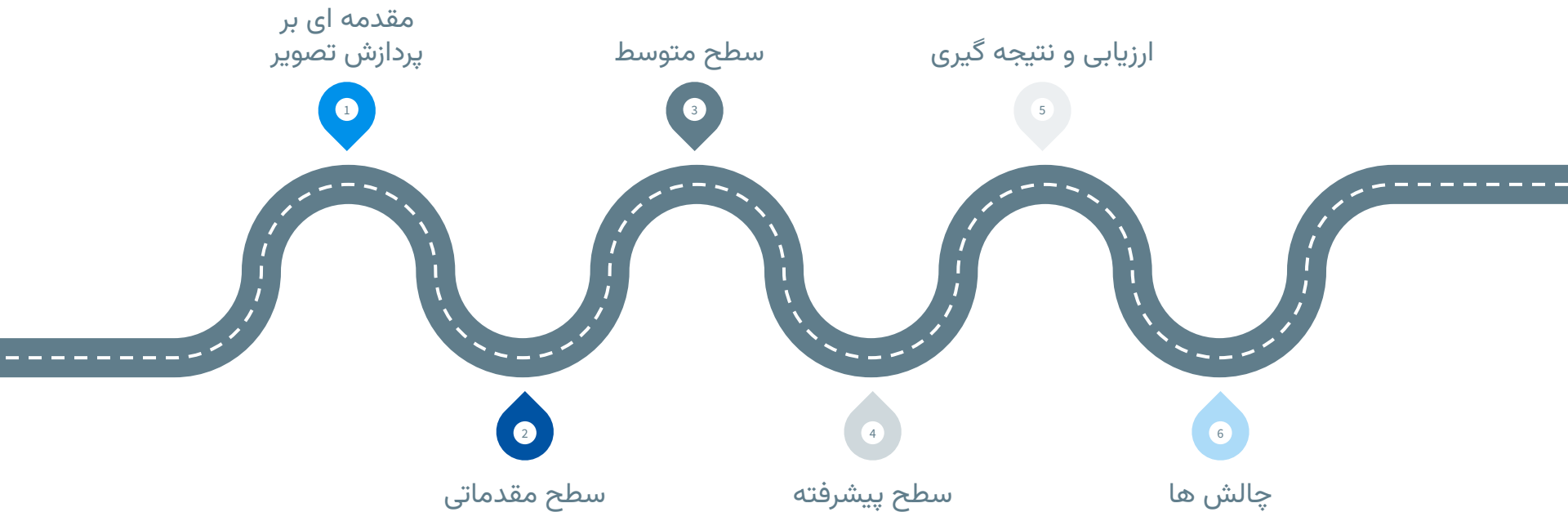
## پردازش تصویر

استاد درس: دکتر فرزانه عبدالمهی

## اعضای گروه

- ریحانه آهنی
- فاطمه رفیعی
- مهدیه سادات بنیس
- سمیرا سلجوقی

# Roadmap

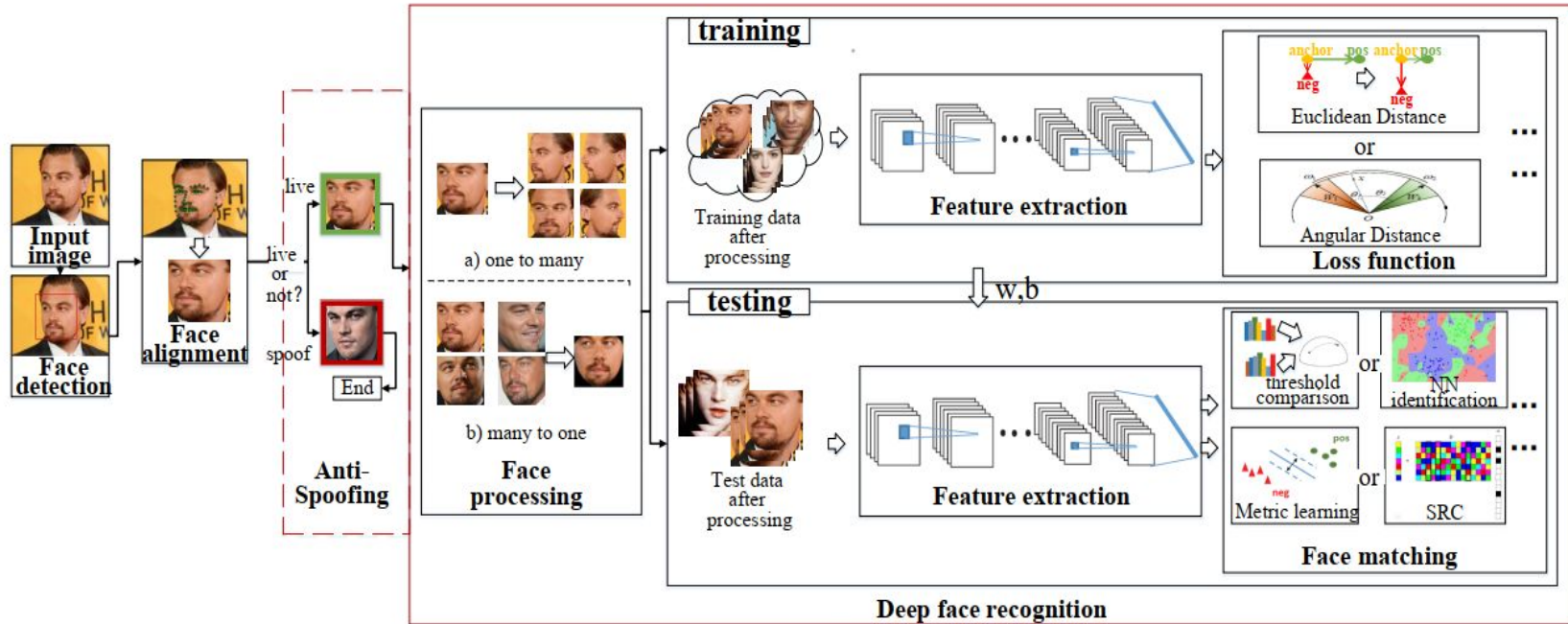


A decorative network diagram in the top-left corner, featuring a complex web of interconnected nodes and lines, with some nodes highlighted in grey and others in white.

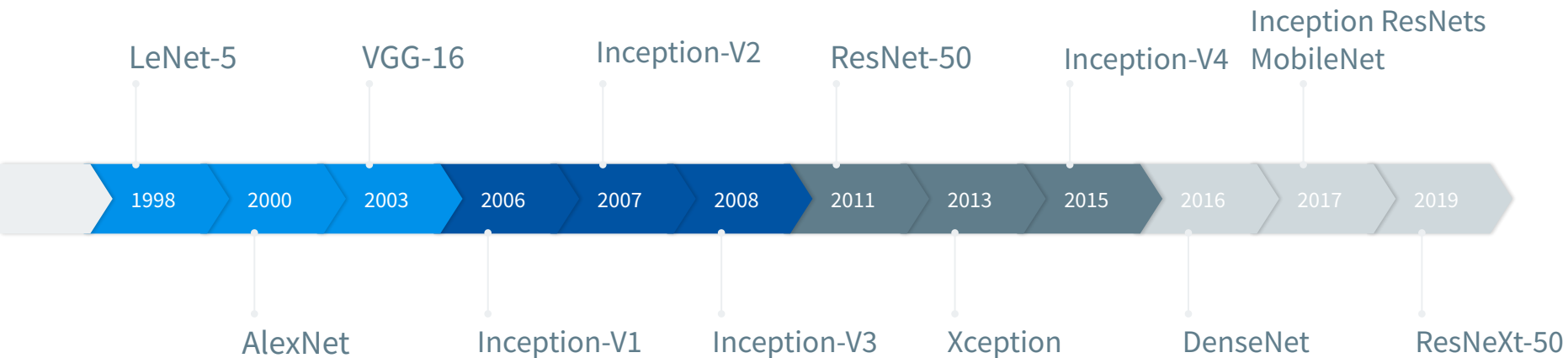
1.

# مقدمه ای بر پردازش تصویر

# تشخیص چهره چگونه عمل می کند؟

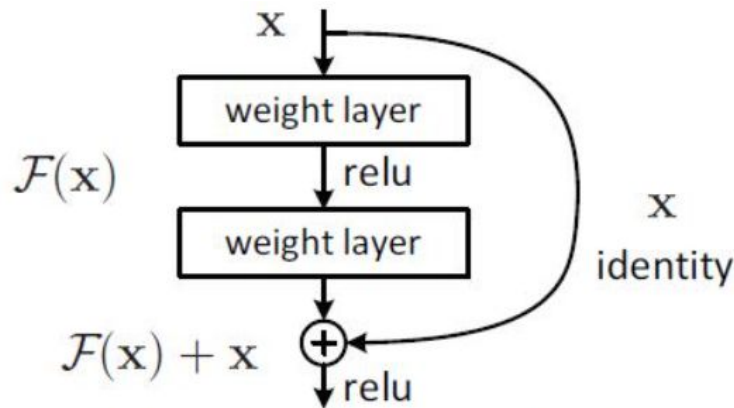


# تاریخچه روش های مختلف پردازش چهره



# معماری ResNet

وقتی شبکه‌ی ساده (Plain Networks) که لایه‌های کاملاً متصل دارند، عمیق‌تر شوند (یعنی لایه‌ها افزایش می‌یابند)، مشکل محو شدگی گرادیان (Vanishing Gradient) یا انفجار گرادیان (Exploding Gradient) رخ می‌دهد. اتصالات میانبر (Skip Connections) یا اتصالات اضافی (Residual Connections) راه‌حلی بود که شبکه رزنت (ResNet) برای حل مشکل شبکه‌های عمیق ارائه کرد.



# معماري ResNet

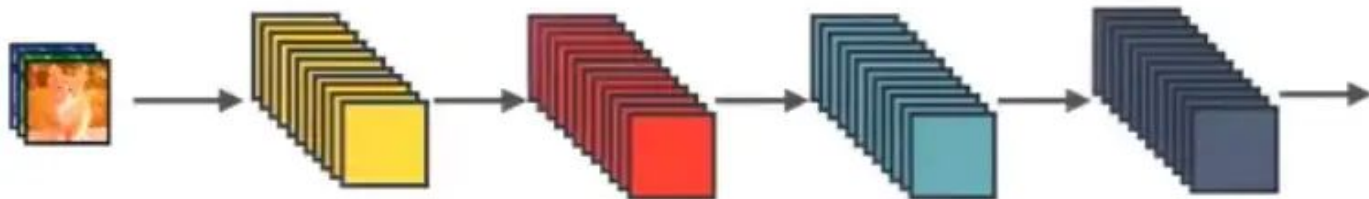
مقایسه ساختار شبکه Residual و شبکه Plain:



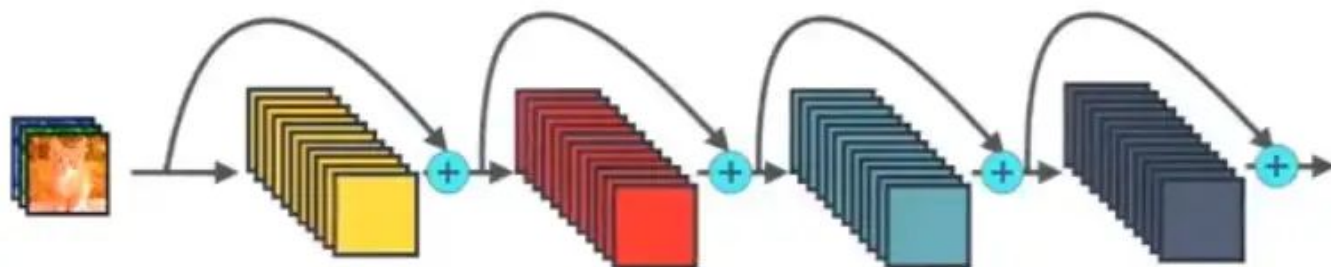


# معماری DenseNet

- شبکه ConvNet استاندارد



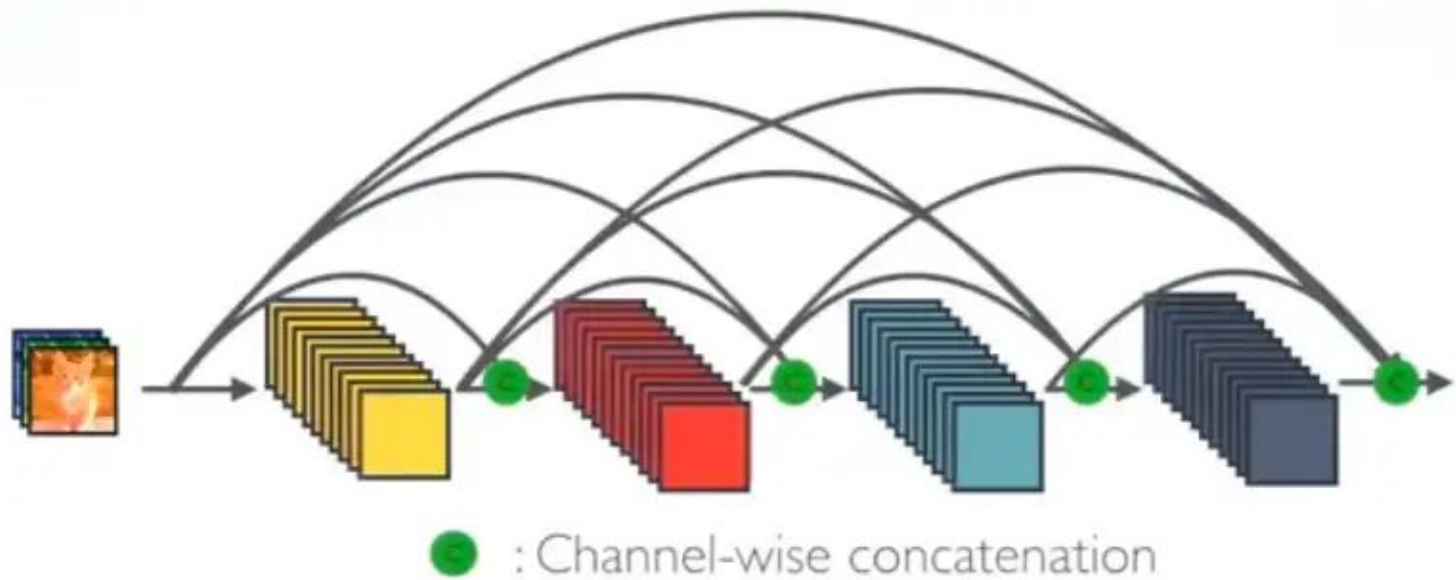
- شبکه ResNet



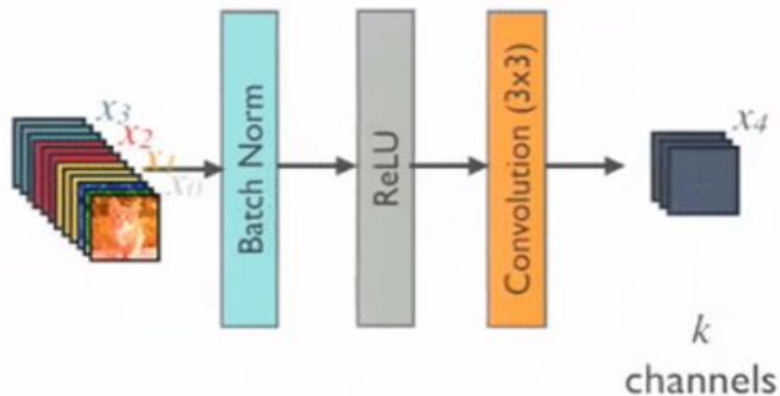
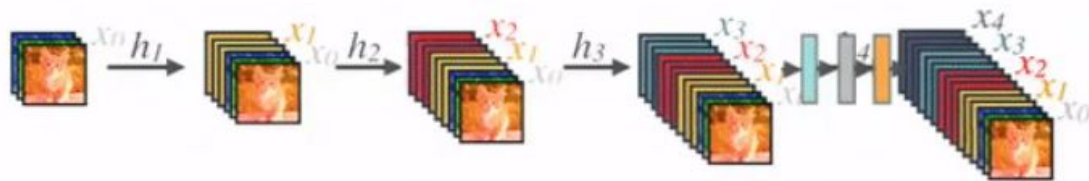
+ : Element-wise addition

# معماری DenseNet

• شبکه DenseNet



## معماری DenseNet



$$x_5 = h_5([x_0, \dots, x_4])$$

روش الحاق طی انتشار رو به جلو

# معماری DenseNet

## مزایای شبکه DenseNet

- **گردش گرادیان قوی:**

سیگنال خطا را می‌توان به راحتی و به صورت مستقیم‌تر به لایه‌های قبلی انتشار داد.

- **کارایی محاسباتی و پارامتری:**

اندازه‌ی شبکه پیچشی متراکم بسیار کوچک‌تر از ResNet است.

- **ویژگی‌های متفاوت‌تر (نامتجانس‌تر):**

چون هر لایه‌ی شبکه پیچشی متراکم همه‌ی لایه‌های قبلی را به عنوان ورودی دریافت می‌کند، ویژگی‌های متفاوت‌تر و الگوهای غنی‌تری دارد.

- **نگهداری ویژگی‌هایی با پیچیدگی کمتر:**

در شبکه پیچشی متراکم، ویژگی‌هایی که طبقه بند استفاده می‌کند سطوح متفاوتی از پیچیدگی دارند. به همین دلیل شبکه پیچشی متراکم روی داده‌های آموزشی محدود، همچنان عملکرد خوبی از خود نشان می‌دهد.

## معماری EfficientNet

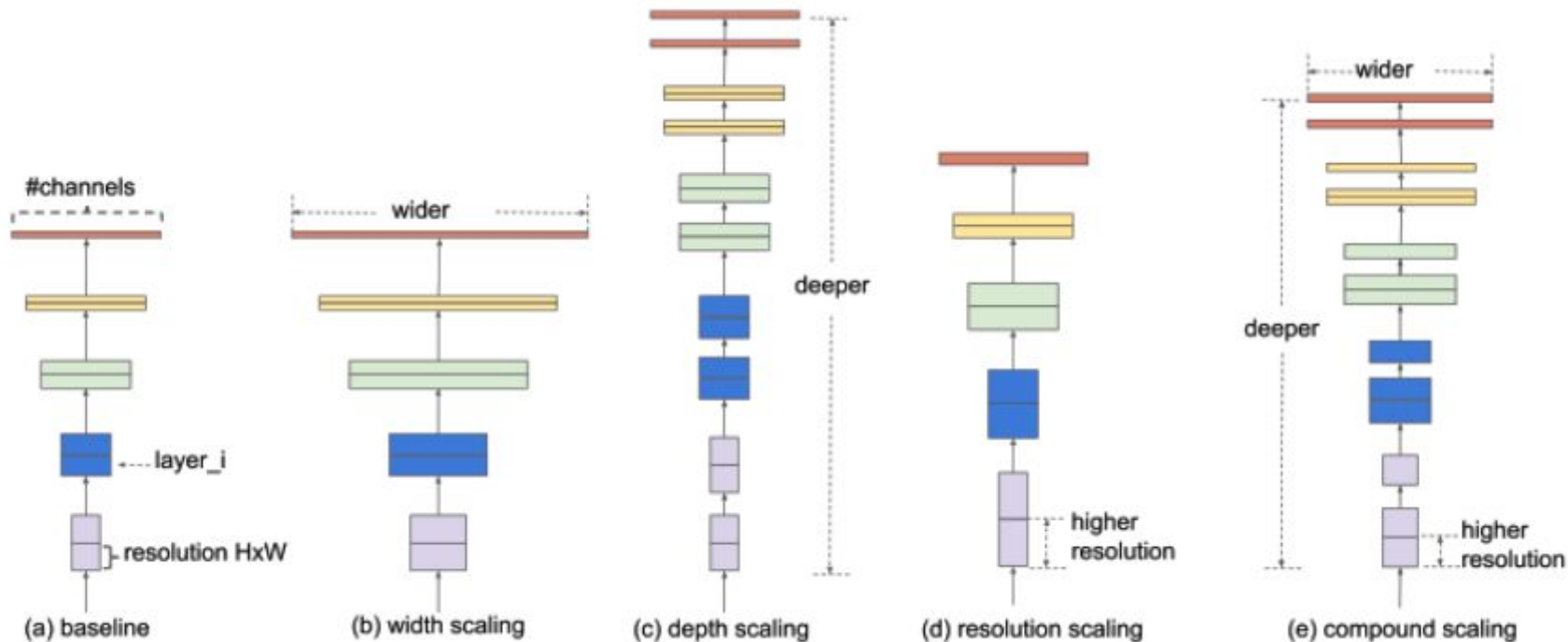
در معماری های طراحی شده در شبکه های کانولوشنی، سه روش برای افزایش دقت استفاده میشود:

- افزایش عمق شبکه: افزایش تعداد لایه های یک شبکه
- افزایش عرض شبکه: افزایش مقدار کانال های یک شبکه
- افزایش رزولوشن ورودی

افزایش هر کدام از این ویژگی ها میتواند باعث بهبود عملکرد شبکه شود.

در معماری EfficientNet ایده ای در رابطه با طراحی شبکه جدید مطرح نشده است. بلکه با توجه به اینکه دستگاه های مختلف از توان پردازشی متفاوتی بهره مند هستند می خواهیم شیوه ای داشته باشیم که با توجه به دستگاه در دسترس و توانایی پردازش موجود چگونه یک شبکه را Scale کنیم.

# معماری EfficientNet



## معماری Xception و MobileNet

شبکه عصبی mobilenet و xception از شاخص‌ترین شبکه‌های سبک هستند که از شبکه‌های کانولوشنی سبک با پارامترهای کم، سرعت اجرای بالا و دقت قابل قبول استفاده می‌کنند.

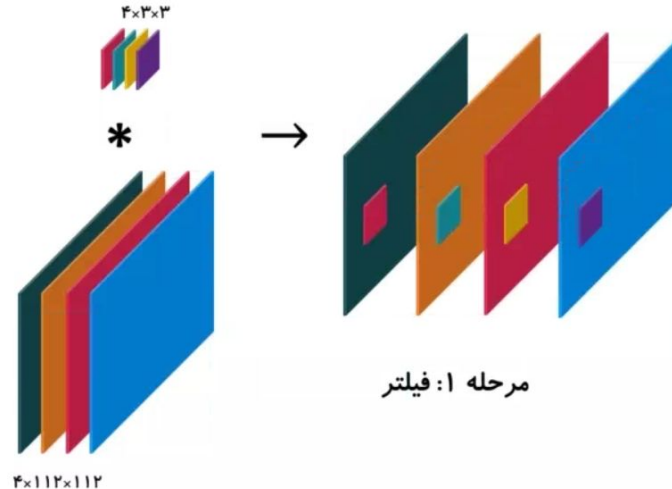
در هر دو شبکه برای کاهش تعداد پارامترهای شبکه کانولوشنال از دو عملیات کانولوشن به نام‌های کانولوشن نقطه‌ای (pointwise) و کانولوشن بر حسب عمق کانال (depthwise) استفاده می‌شود که در حین کاهش قابل توجه پارامترها، دقت نیز در حد مطلوب باقی می‌ماند.



# معماری Xception و MobileNet

## • کانولوشن depth-wise:

معادل همان فیلتر کردن در کانولوشن استاندارد است اما با یک تفاوت مهم، در کانولوشن استاندارد  $M$  کرنل  $k \times k$  وجود دارد اما در کانولوشن عمقی تنها یک کرنل  $k \times k$  استفاده می شود. به این مرحله کانولوشن عمقی گفته می شود. چون در راستای عمق یا صفحات، روی هر صفحه کانولوشن انجام داده ایم و صفحات خروجی را با هم جمع نکردیم.

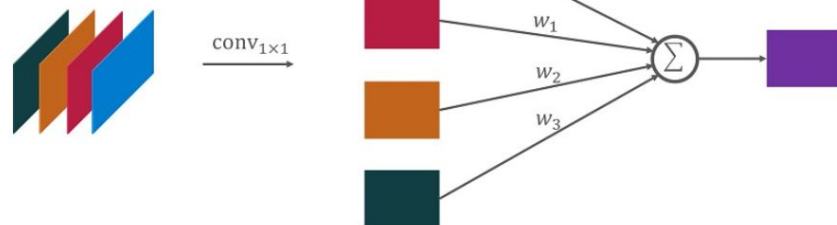
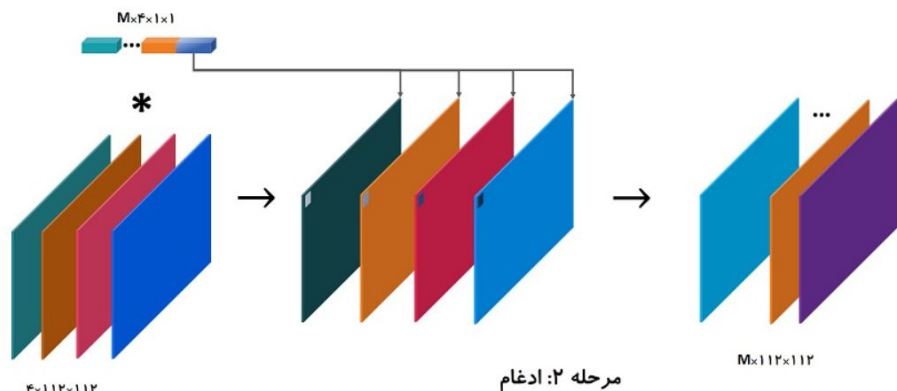




# معماری Xception و MobileNet

## • کانولوشن point-wise:

این مرحله معادل با مرحله ادغام در کانولوشن استاندارد است. اما یک تفاوت اساسی بین مرحله ادغام در کانولوشن استاندارد و کانولوشن dws وجود دارد، مرحله ادغام در کانولوشن استاندارد، یک جمع ساده است اما مرحله ادغام در کانولوشن عمقی شامل یک کانولوشن  $1 \times 1$  است. کانولوشن  $1 \times 1$  همچون یک نورون. با وزن دهی به صفحات مختلف آنها را باهم جمع می‌کند.

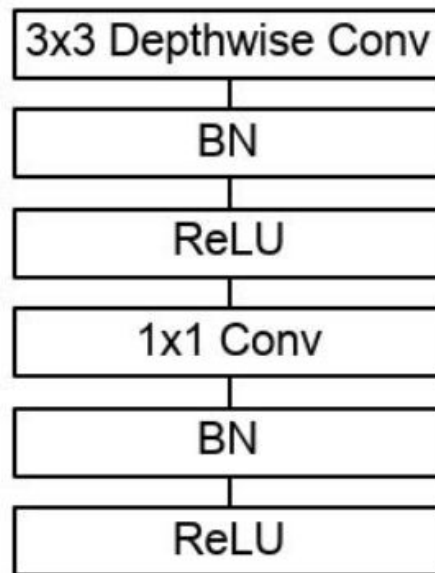


# معماری Xception و MobileNet

Standard Convolution

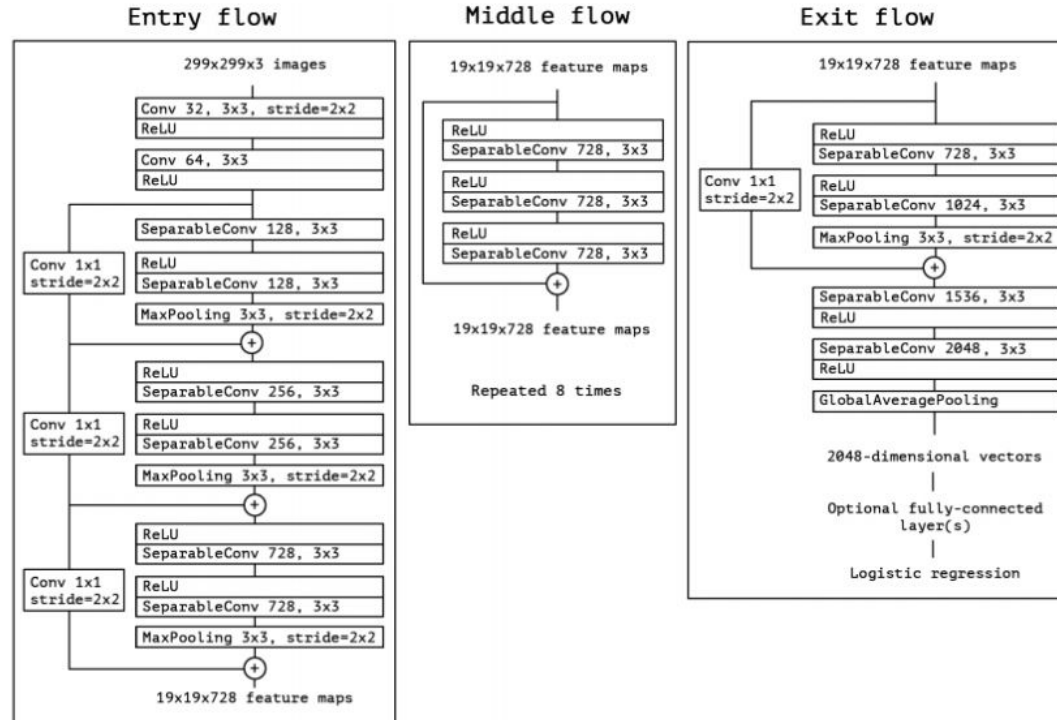


Depth-wise Separable Convolution



# معماری Xception و MobileNet

## • ساختار داخلی Xception:



# معماری Xception و MobileNet

## • ساختار داخلی MobileNet:

Table 1. MobileNet Body Architecture

Type / Stride	Filter Shape	Input Size
Conv / s2	$3 \times 3 \times 3 \times 32$	$224 \times 224 \times 3$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 32$ dw	$112 \times 112 \times 32$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 32 \times 64$	$112 \times 112 \times 32$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 64$ dw	$112 \times 112 \times 64$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 64 \times 128$	$56 \times 56 \times 64$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 128$	$56 \times 56 \times 128$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 256$	$28 \times 28 \times 128$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 256$	$28 \times 28 \times 256$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 512$	$14 \times 14 \times 256$
5× Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 512$ dw	$14 \times 14 \times 512$
	$1 \times 1 \times 512 \times 512$	$14 \times 14 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 512$ dw	$14 \times 14 \times 512$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 512 \times 1024$	$7 \times 7 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 1024$ dw	$7 \times 7 \times 1024$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 1024 \times 1024$	$7 \times 7 \times 1024$
Avg Pool / s1	Pool $7 \times 7$	$7 \times 7 \times 1024$
FC / s1	$1024 \times 1000$	$1 \times 1 \times 1024$
Softmax / s1	Classifier	$1 \times 1 \times 1000$

Table 2. Resource Per Layer Type

Type	Mult-Adds	Parameters
Conv $1 \times 1$	94.86%	74.59%
Conv DW $3 \times 3$	3.06%	1.06%
Conv $3 \times 3$	1.19%	0.02%
Fully Connected	0.18%	24.33%

A decorative network diagram in the top-left corner, featuring a complex web of interconnected nodes and lines, with some nodes highlighted in blue.

2.

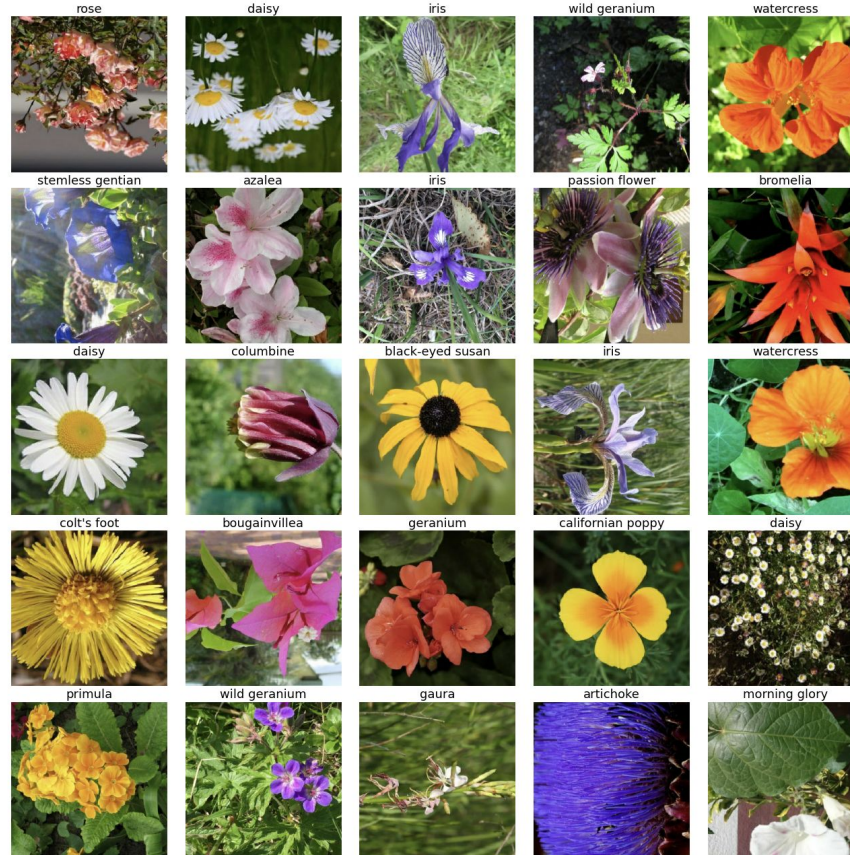
## سطح مقدماتی پروژه

# مجموعه داده ها

## Petals to the Metal

### Flower Classification on TPU

- 104 types of flowers





## پیش پردازش داده ها

### Data\_augmentation:

- **Resize**
- **Crop**
- **Rotation**
- **Flip (left/right,up/down)**
- **Transpose**



## مدل Xception

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
xception (Functional)	(None, 11, 11, 2048)	20861480
=====		
global_average_pooling2d (Gl	(None, 2048)	0
=====		
batch_normalization_4 (Batch	(None, 2048)	8192
=====		
dense (Dense)	(None, 512)	1049088
=====		
batch_normalization_5 (Batch	(None, 512)	2048
=====		
dropout (Dropout)	(None, 512)	0
=====		
dense_1 (Dense)	(None, 104)	53352
=====		
Total params: 21,974,160		
Trainable params: 1,107,560		
Non-trainable params: 20,866,600		



0.8357

Best validation accuracy

0.6770

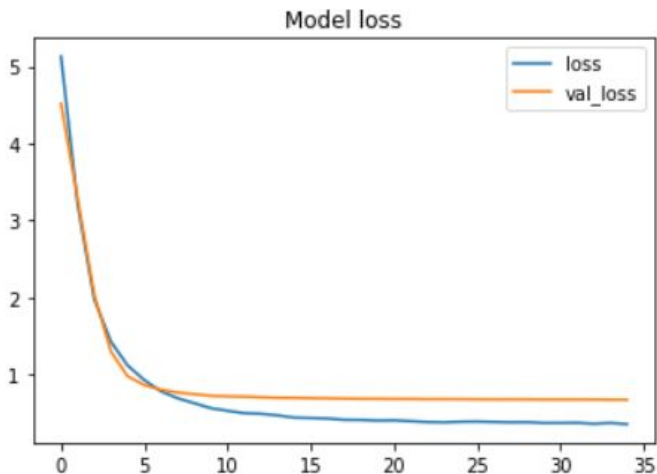
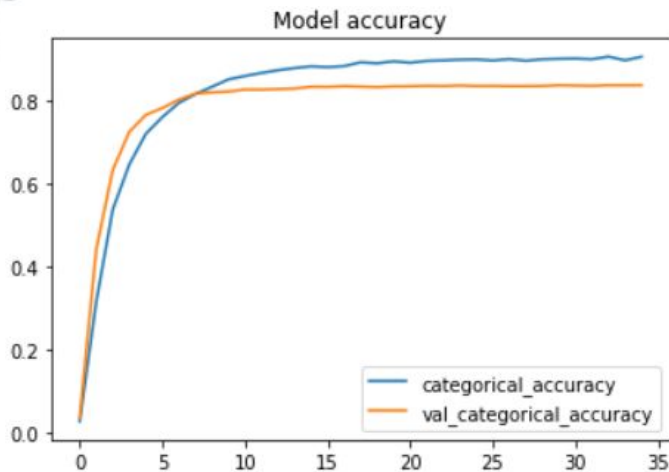
Best validation loss

0.9061

Best train accuracy

0.3525

Best train loss



مدل Xception

## مدل DenseNet

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====	=====	=====
densenet201 (Functional)	(None, 10, 10, 1920)	18321984
global_average_pooling2d (Gl	(None, 1920)	0
dense (Dense)	(None, 104)	199784
=====	=====	=====
Total params: 18,521,768		
Trainable params: 18,292,712		
Non-trainable params: 229,056		

0.9450

Best validation accuracy

0.2462

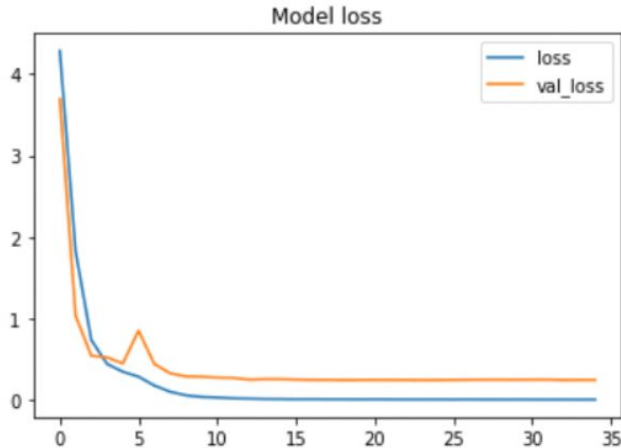
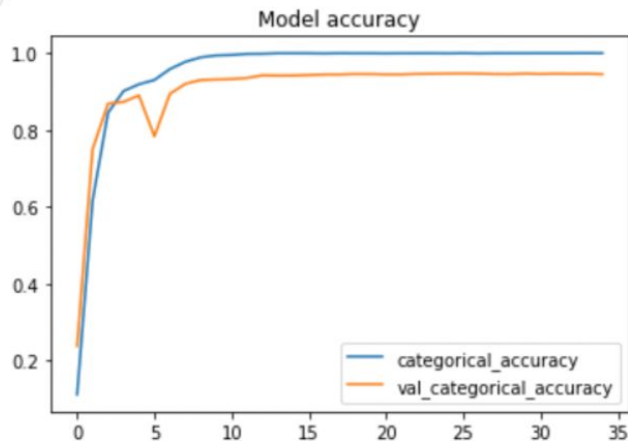
Best validation loss

0.9998

Best train accuracy

0.0052

Best train loss



مدل DenseNet

## EfficientNet مدل

Model: "sequential\_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
efficientnet-b7 (Functional)	(None, 2560)	64097680
dense_1 (Dense)	(None, 104)	266344
Total params: 64,364,024		
Trainable params: 64,053,304		
Non-trainable params: 310,720		

0.9504

Best validation accuracy

0.2402

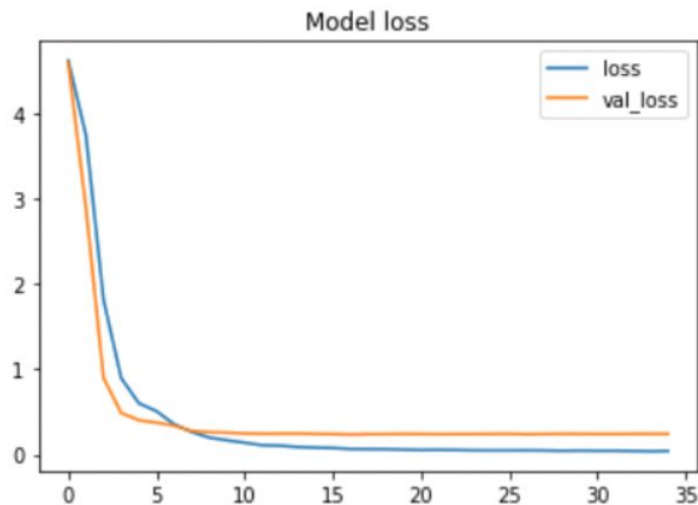
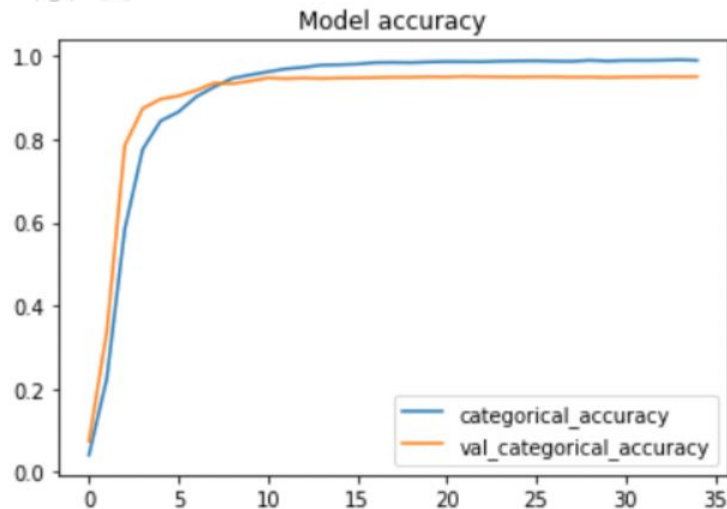
Best validation loss

0.9889

Best train accuracy

0.0415

Best train loss



مدل  
EfficientNet

## نتایج تست

ترکیب دو مدل DenseNet و EfficientNet

0.9832

Best Train accuracy

0.0669

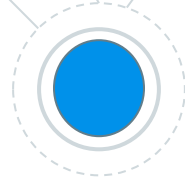
Best Train loss

0.9992

Best Train accuracy

0.0096

Best Train loss



*Best Score*

0.95461



3.

## سطح متوسط پروژه



# مجموعه داده ها

## 14-celebrity-faces-dataset

- 220 images for training
- 70 images for validation



# ResNet مدل

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_4 (InputLayer)	(None, 224, 224, 3)	0	
conv1_pad (ZeroPadding2D)	(None, 230, 230, 3)	0	input_4[0][0]
conv1 (Conv2D)	(None, 112, 112, 64)	9472	conv1_pad[0][0]
bn_conv1 (BatchNormalization)	(None, 112, 112, 64)	256	conv1[0][0]
activation_148 (Activation)	(None, 112, 112, 64)	0	bn_conv1[0][0]
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 55, 55, 64)	0	activation_148[0][0]
res2a_branch2a (Conv2D)	(None, 55, 55, 64)	4160	max_pooling2d_4[0][0]
bn2a_branch2a (BatchNormalization)	(None, 55, 55, 64)	256	res2a_branch2a[0][0]
activation_149 (Activation)	(None, 55, 55, 64)	0	bn2a_branch2a[0][0]
res2a_branch2b (Conv2D)	(None, 55, 55, 64)	36928	activation_149[0][0]
bn2a_branch2b (BatchNormalization)	(None, 55, 55, 64)	256	res2a_branch2b[0][0]
activation_150 (Activation)	(None, 55, 55, 64)	0	bn2a_branch2b[0][0]
res2a_branch2c (Conv2D)	(None, 55, 55, 256)	16640	activation_150[0][0]
res2a_branch1 (Conv2D)	(None, 55, 55, 256)	16640	max_pooling2d_4[0][0]
bn2a_branch2c (BatchNormalization)	(None, 55, 55, 256)	1024	res2a_branch2c[0][0]
bn2a_branch1 (BatchNormalization)	(None, 55, 55, 256)	1024	res2a_branch1[0][0]
add_49 (Add)	(None, 55, 55, 256)	0	bn2a_branch2c[0][0] bn2a_branch1[0][0]
activation_151 (Activation)	(None, 55, 55, 256)	0	add_49[0][0]
res2b_branch2a (Conv2D)	(None, 55, 55, 64)	16448	activation_151[0][0]
bn2b_branch2a (BatchNormalization)	(None, 55, 55, 64)	256	res2b_branch2a[0][0]
activation_152 (Activation)	(None, 55, 55, 64)	0	bn2b_branch2a[0][0]
res2b_branch2b (Conv2D)	(None, 55, 55, 64)	36928	activation_152[0][0]
bn2b_branch2b (BatchNormalization)	(None, 55, 55, 64)	256	res2b_branch2b[0][0]
activation_153 (Activation)	(None, 55, 55, 64)	0	bn2b_branch2b[0][0]
res2b_branch2c (Conv2D)	(None, 55, 55, 256)	16640	activation_153[0][0]
bn2b_branch2c (BatchNormalization)	(None, 55, 55, 256)	1024	res2b_branch2c[0][0]
add_50 (Add)	(None, 55, 55, 256)	0	bn2b_branch2c[0][0] activation_151[0][0]
sequential_4 (Sequential)	(None, 14)	6308878	avg_pool[0][0]
Total params: 29,896,590			
Trainable params: 29,843,470			
Non-trainable params: 53,120			

0.7656

Best validation accuracy

0.8883

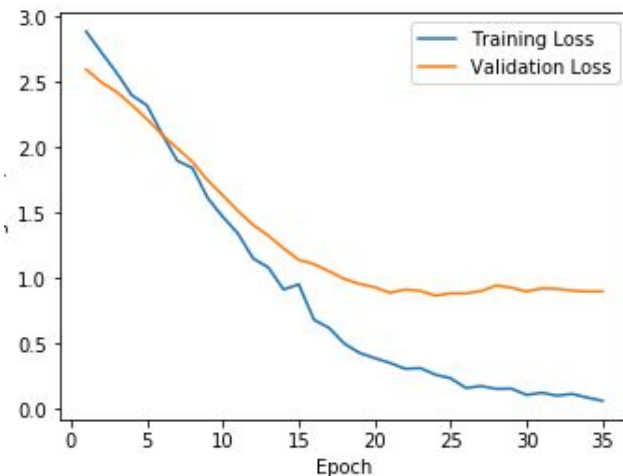
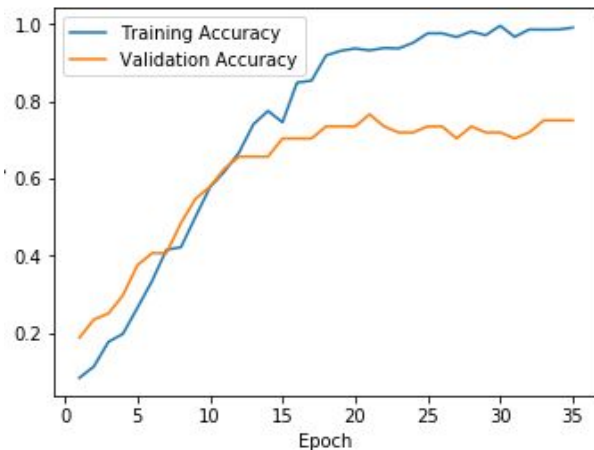
Best validation loss

0.9904

Best train accuracy

0.0611

Best train loss



مدل ResNet

## مدل DenseNet

Model: "sequential\_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
densenet201 (Functional)	(None, 8, 8, 1920)	18321984
global_average_pooling2d (G1	(None, 1920)	0
dense_2 (Dense)	(None, 4096)	7868416
dropout_1 (Dropout)	(None, 4096)	0
dense_3 (Dense)	(None, 14)	57358
Total params: 26,247,758		
Trainable params: 26,018,702		
Non-trainable params: 229,056		

0.8594

Best validation accuracy

0.7149

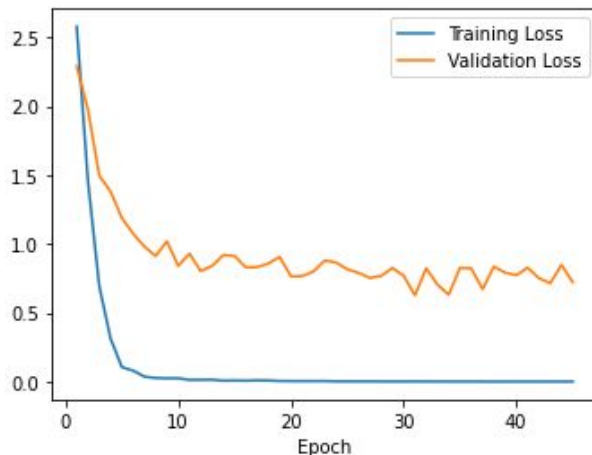
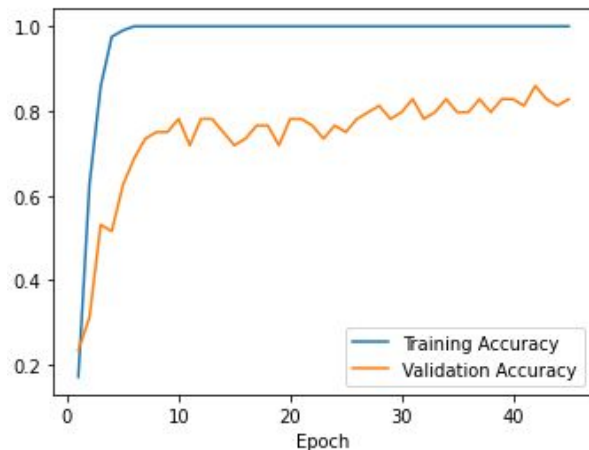
Best validation loss

1.000

Best train accuracy

0.0012

Best train loss



مدل DenseNet

A decorative network diagram in the top-left corner, featuring a complex web of interconnected nodes and lines, with some nodes highlighted in blue.

4.

# سطح پیشرفته پروژه

# مدل MobileNet

Model: "model"

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	[(None, 224, 224, 3)]	0
mobilenet_1.00_224 (Function	(None, 7, 7, 1024)	3228864
global_average_pooling2d (Gl	(None, 1024)	0
flatten (Flatten)	(None, 1024)	0
dropout (Dropout)	(None, 1024)	0
dense (Dense)	(None, 14)	14350
Total params: 3,243,214		
Trainable params: 3,221,326		
Non-trainable params: 21,888		

تست مدل Mobilenet بر  
دیتاست celebrities



0.765625

Best validation accuracy

0.637119

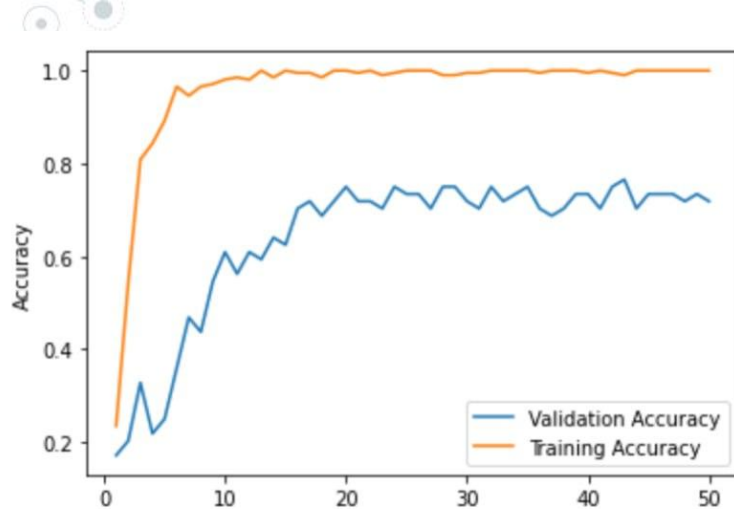
Best validation loss

0.98976

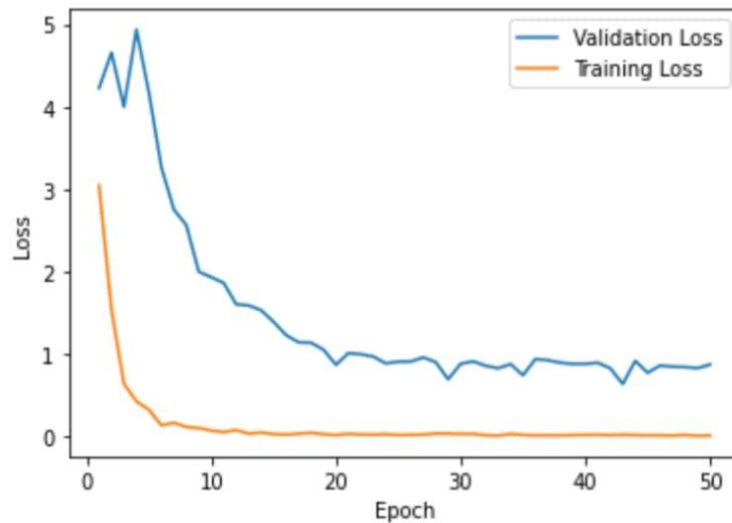
Best train accuracy

0.18887

Best train loss



مدل MobileNet





A decorative network diagram in the top-left corner, featuring a complex web of interconnected nodes and lines, with some nodes highlighted in blue.

5.

## نتیجه گیری و چالش ها

## مقایسه بخش دوم و سوم

**359.11 MB**

ResNet model size

**29,896,590**

ResNet number of parameters

**315.83 MB**

DenseNet model size

**26,018,702**

DenseNet number of parameters

**25 MB**

MobileNet model size

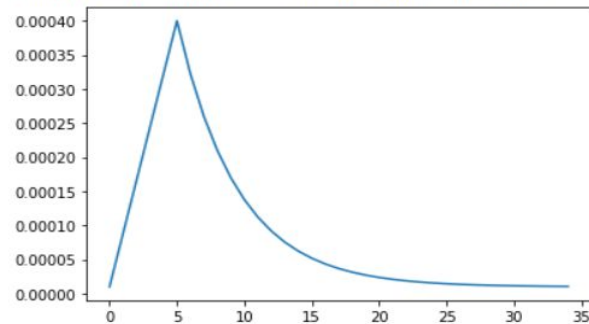
**3,221,326**

MobileNet number of parameters

## چالش ها

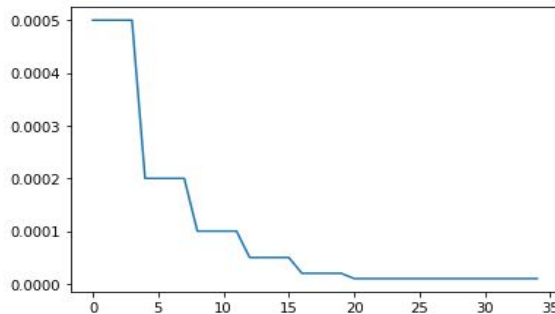
یکی از بزرگترین چالش ها در این پروژه پایین بودن سرعت اجرای کد ها بود حتی با استفاده از TPU متوجه شدیم برای استفاده از learning rate بهتر است در طول آموزش شبکه ثابت نباشد و به تدریج کاهش یابد. در بخش اول پس از بررسی هر دو حالت مشاهده کردیم که مدل learning rate الف نتیجه بهتری می دهد.

Learning rate schedule:  $1e-05$  to  $0.0004$  to  $1.06e-05$



الف

Learning rate schedule:  $0.0005$  to  $0.0005$  to  $1e-05$



ب

## چالش ها

- برای رسیدن به عملکرد بهتر شبکه می توان از دو مدل استفاده کرد و پس از چک کردن صحت هر دو مدل، در صورت مطلوب بودن آن ها می توان برای کل داده ها از ترکیب این دو مدل استفاده کرد.
- در بخش دیتاست 14 سلبریتی از آن جایی که حجم داده ها کم بود در ابتدا با استفاده از مدل cnn ساده شبکه را آموزش دادیم اما صحت در حدود 50 درصد بود که مطلوب نبود و در نتیجه معماری شبکه را تغییر دادیم.
- در بخش سوم در ابتدا تنها از مدل mobile net استفاده کردیم که به اورفیت منجر شد و در ادامه با استفاده از drop out این مشکل را برطرف کردیم.
- در بخش سوم برای تغییر learning rate در ابتدا از حالت قسمت الف(غیر پلکانی) استفاده کردیم اما صحت مطلوب نبود که با تغییر آن به حالت قسمت ب(پلکانی) صحت بر روی دادگان validation بسیار بهتر شد.

# ممنون از توجه شما