

تمرین ۱- با مطالعه‌ی بخش ۱ و ۲ مرجع "classification metrics.pdf" و بررسی نحوه‌ی محاسبه‌ی Accuracy, Percision, Recall, F-1 Score از روی Confusion Matrix، این مقادیر را برای ماتریس زیر که برای طبقه‌بندی ۵-کلاسه است، محاسبه کنید. (حدالامکان محاسبات کامل نوشته شوند)

	True Class					
		A	B	C	D	E
Predicted Class	A	100	20	30	40	10
	B	20	200	50	10	30
	C	10	20	250	50	30
	D	10	10	20	300	50
	E	10	20	30	40	300

	A	B	C	D	E
A	100	20	20	40	10
B	20	200	50	10	20
C	10	20	250	50	20
D	10	10	20	200	50
E	10	20	20	40	200

predicted classes

True classes

مجموعه داده ها

۴۰۲۸۱۱۰۴۸

$$\text{Precision} = \frac{TP}{FP + TP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$F1\text{-score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

Precision:

$$\text{Precision}_A = \frac{100}{(20 + 20 + 40 + 10) + 100} = 0.5$$

$$\text{Precision}_B = \frac{200}{(20 + 50 + 10 + 20) + 200} = 0.454545$$

$$\text{Precision}_B = 0.454545$$

$$\text{Precision C: } \frac{200}{(1+2+0+0)+200} = \frac{200}{203} = 0,995$$

$$\text{Precision D: } \frac{200}{(1+1+2+0)+200} = \frac{200}{204} = 0,992307$$

$$\text{Precision E: } \frac{200}{(1+2+0+0)+200} = \frac{200}{203} = 0,995$$

Σ
Recall:

$$\text{Recall A: } \frac{100}{100+0} = 1,00$$

$$\text{Recall B: } \frac{200}{200+(20+20+10+0)} = 0,769$$

$$\text{Recall C: } \frac{200}{200+(0+0+20+0)} = 1,00$$

$$\text{Recall D: } \frac{200}{200+(0+10+0+0)} = 1,00$$

$$\text{Recall E: } \frac{200}{200+(1+0+0+0)} = 1,00$$

F1-score: Σ

$$F1-A: \gamma \times \frac{.10 \times .44V}{.10 + .44V} = .15V10$$

$$F1-B = \gamma \times \frac{1}{\frac{1}{.1460} + \frac{1}{.1761}} = .14194$$

$$F1-C: \gamma \times \frac{1}{\frac{1}{.1496} + \frac{1}{.1401}} = .14600$$

$$F1-D: \gamma \times \frac{1}{\frac{1}{.1749} + \frac{1}{.1712}} = .1722$$

$$F1-E: \gamma \times \frac{1}{\frac{1}{.170} + \frac{1}{.1716}} = .170100V$$

⊕
Accuracy:

total Accuracy = $\frac{\text{Correctly classified values}}{\text{Total number of values}}$

$$= \frac{100 + 100 + 400 + 200 + 200}{100 + 170 + 210 + 170 + 170} = \frac{1100}{1440} = .7638888888888889$$

تمرین ۲- یکی از روش‌ها مقابله با over-fitting، استفاده از لایه‌ی Dropout است. این کار را می‌توان برای هر یک از لایه‌های تعریف‌شده در مدل Sequential در Keras، با استفاده از دستور `model.add(keras.layers.Dropout(rate))` پس از تعریف لایه‌ی مد نظر انجام داد. برای مثال کد:

```
model.add(keras.layers.Conv2D(64, kernel_size=(3, 3), activation="relu"))  
model.add(keras.layers.Dropout(0.2))
```

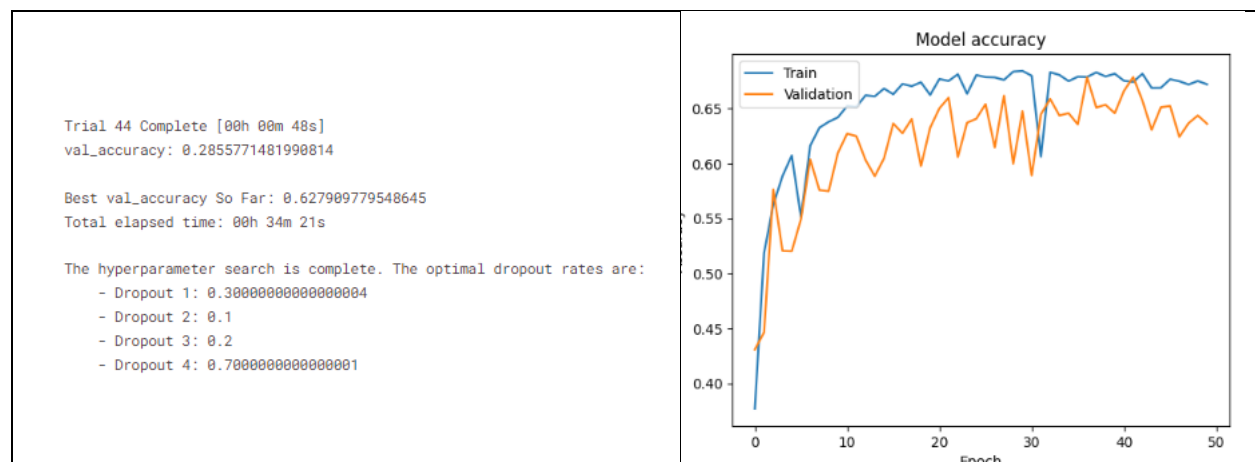
یک لایه‌ی کانولوشنی حاوی Dropout با احتمال حذف نرون ۲۰٪ را به مدل Sequential اضافه می‌کند. در کد "CNN(CIFAR-10).ipynb" با اعمال لایه‌ی Dropout پس از لایه‌های Conv و Dense با نرخ‌های حذف نرون^۱ (آرگومان rate) متفاوت نتیجه‌ی حاصله روی عملکرد مدل را تحلیل کنید. (کد با نتیجه حاصله با بهترین نرخ‌های Dropout را بصورت یک فایل ipynb ارسال نمایید.)

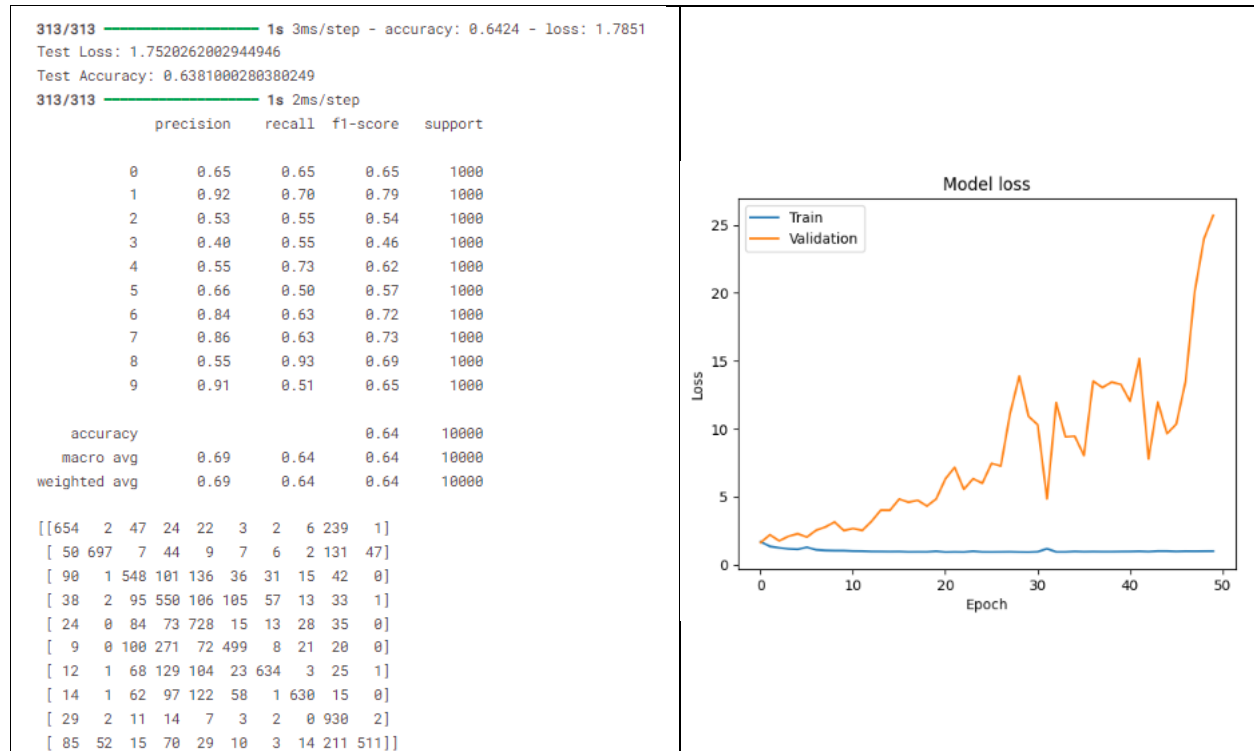
تمامی کدها در Kaggle ران شده‌اند و کدهای آن‌ها به Colab انتقال داده شده است. در صورت نیاز به خود Kaggle اطلاع بدید تا به شما دسترسی بدهم.

در تمرین ۲ با استفاده از Keras-Tuner بهترین مقادیر Dropout برای هر لایه بدست آورده شده ولی کماکان مدل مشکلی که در تمرین ۳ گفتید را داشت، پس به صورت گام به گام موارد زیر اضافه شد تا اثر هر کدام دیده و گزارش شود. در نهایت بهترین مدل، مدلی است که از Dropout، LR-Scheduler، EarlyStopping، Batchnorm و L2-Regularization استفاده می‌کند و مقدار بهینه‌تمامی این پارامترها توی هر بخش گزارش شده است.

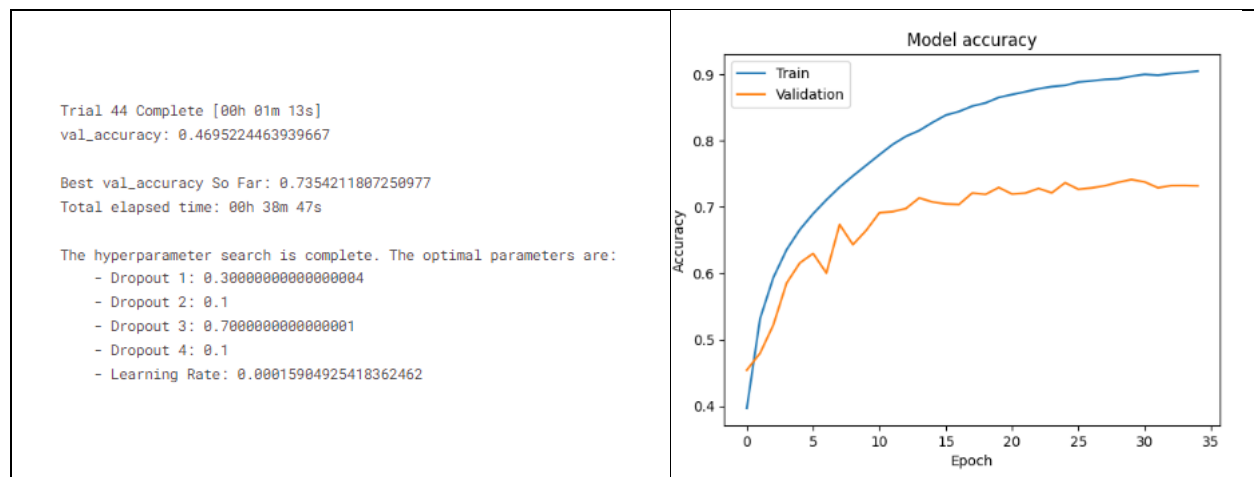
- L2 Regularization
- Dropout
- EarlyStopping and Learning Rate Scheduler
- Batchnormalization

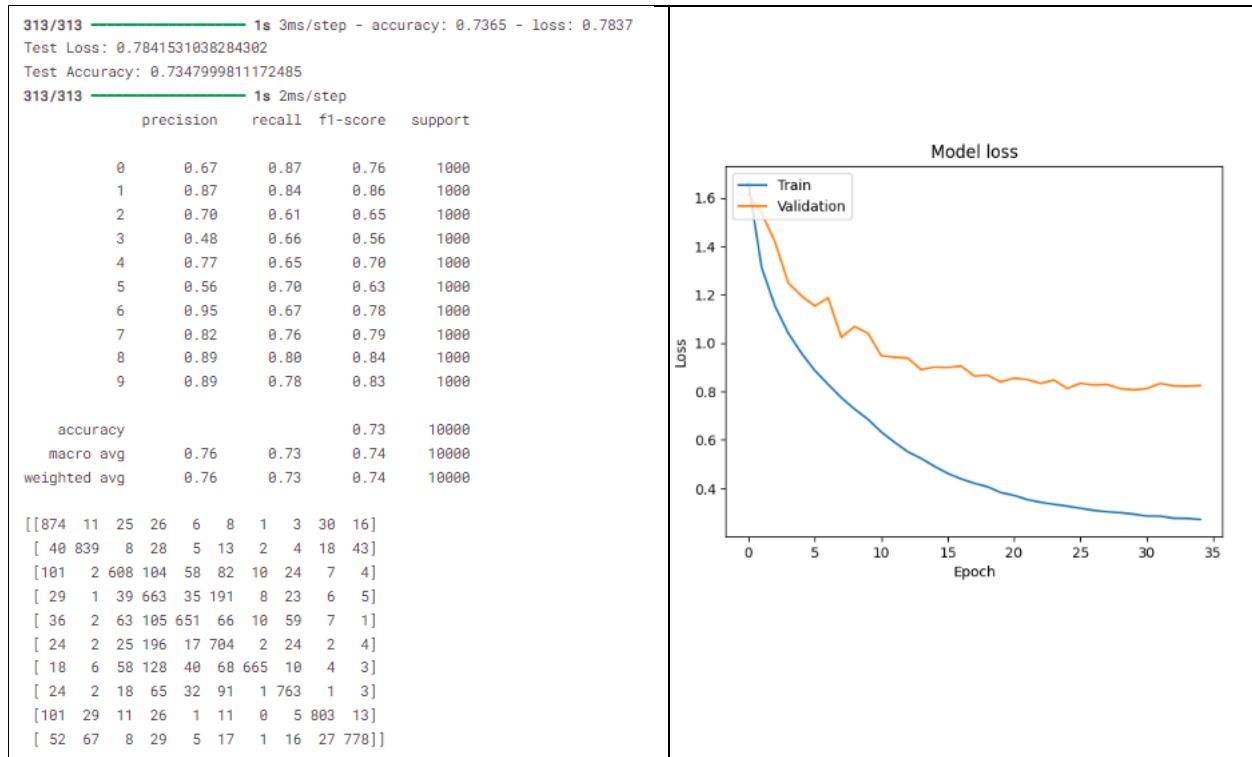
۱. مدل بهینه با استفاده از Dropout



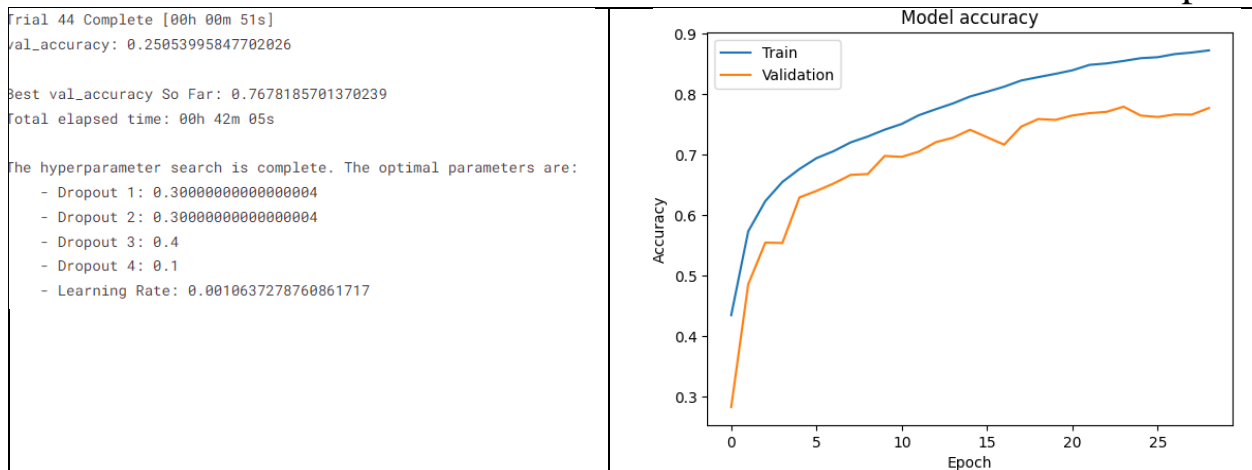


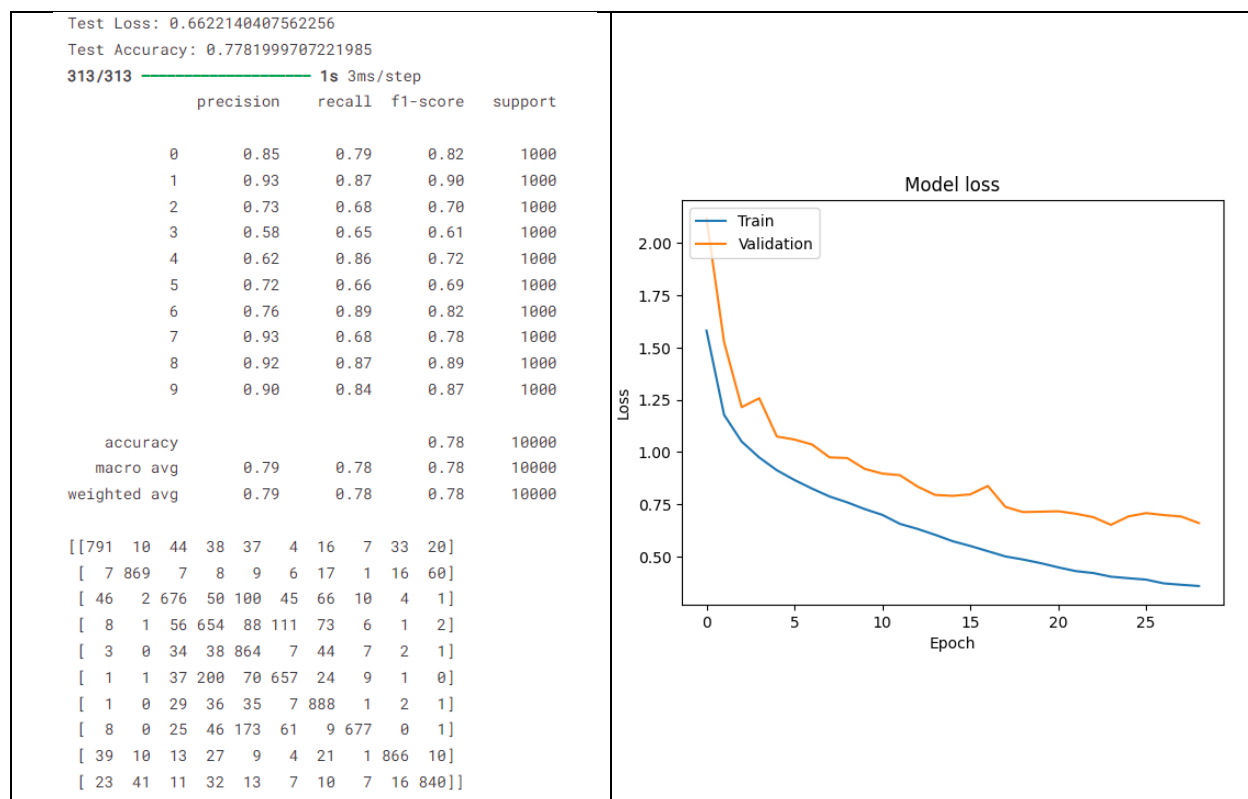
۲. مدل بهینه با استفاده از EarlyStopping, LR-Scheduler و Dropout



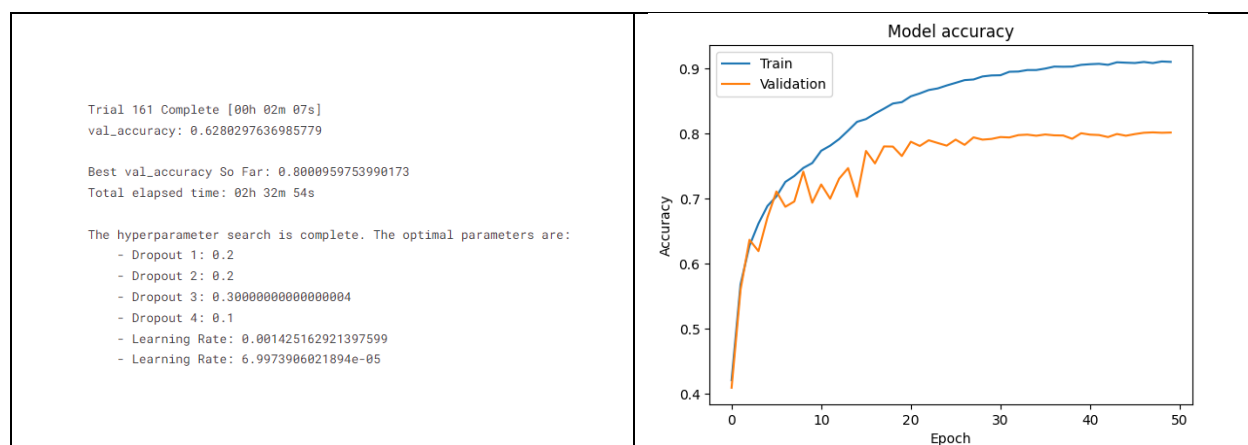


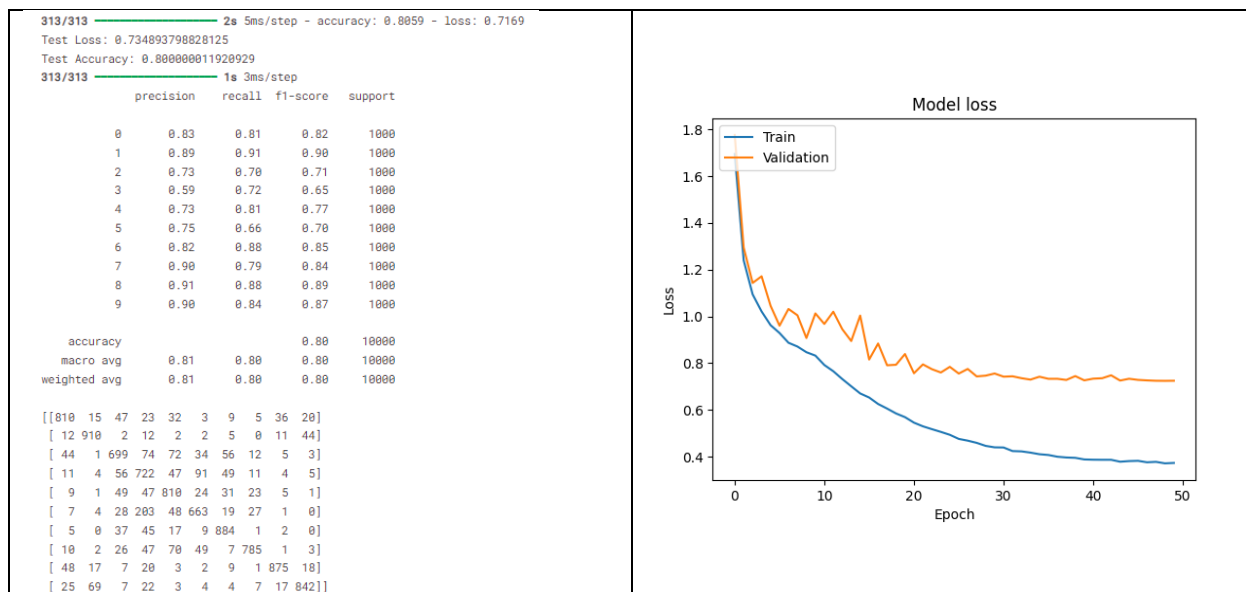
۳. مدل بهینه با استفاده از EarlyStopping، LR-Scheduler، Batchnorm و Dropout



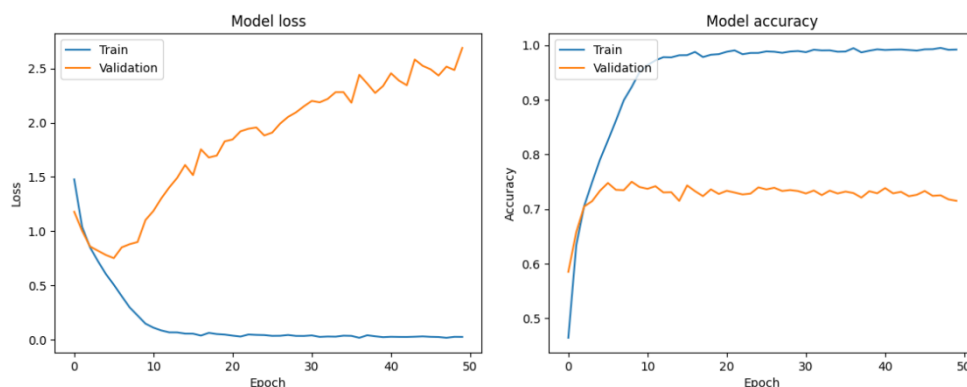


۴. مدل بهینه با استفاده از EarlyStopping, LR-Scheduler, Batchnorm, L2 Dropout و regularization





تمرین ۳- در اجرای کد دفترچه‌ی “CNN(CIFAR-10).ipynb” و “ANN(CIFAR-10).ipynb” می‌بینیم که مشابه شکل زیر پس از اجرای تعدادی دوره آموزش، Validation-Accuracy مدل ثابت می‌ماند و تغییری نمی‌کند. با این حال Validation-Loss مدل افزایش می‌یابد و حتی از مقدار اولیه خود نیز بیشتر می‌شود. چگونه این پدیده را تحلیل می‌کنید. آیا نباید با افزایش Loss، مقدار Accuracy کاهش یابد؟



نتیجه‌گیری:

با اضافه کردن هر کدام از این پارامترها (در سوال ۲) به مدل، از Overfitting جلوگیری کردم که در نهایت مدل هم کاهش loss بسزایی دارد و هم accuracy بالاتری، یعنی در عین افزایش دقت، اطمینان (Confidence) مدل هم افزایش داده شده است.

بررسی بالانس بود:

Class distribution in training set:

```
[[ 0 4164]
 [ 1 4207]
 [ 2 4161]
 [ 3 4154]
 [ 4 4153]
 [ 5 4155]
 [ 6 4144]
 [ 7 4144]
 [ 8 4195]
 [ 9 4189]]
```

چون مدل می‌تواند دقت تقریباً یکسانی داشته باشد اما Confidence های متفاوتی داشته باشد که هرچقدر Confidence کمتر شود Loss بیشتر می‌شود.

این اتفاق به این دلیل می‌افتد که ما در آخرین لایه شبکه از **softmax** استفاده کرده‌ایم. softmax به تنها چیزی که نگاه می‌کند این است که در آخرین لایه کدام کلاس احتمال بیشتری دارد و آن به عنوان کلاس خروجی انتخاب می‌کند و از این رو اگر Confidence آنقدر کم شود که کلاس را اشتباه تشخیص ندهد (کلاس درست بیشترین احتمال را بین مابقی کلاس‌ها داشته باشد) و فقط اطمینان (Confidence) از کلاس انتخابی کاهش یابد، در نتیجه روی Accuracy اثری ندارد و مقدار Loss افزایش می‌یابد.

Multi – Classes :

$$loss = - \sum_{i=1}^{classes} y_i \cdot \log \hat{y}_i$$

$$Accuracy = \frac{Number\ of\ Correct\ Predictions}{Total\ Number\ of\ Predictions}$$