

## بخش اول: دسته بندی داده های CIFAR10 (10 کلاس)

- بخش اول به صورت from\_scrach هست.
- فایل Template مربوط به این بخش است.
- دیتاست CIFAR10 را خود کتابخانه ها دارند.
- CIFAR10 ده کلاس هست ( هواپیما ، کشتی و ... )
- استفاده از scikit learn جهت اندازه گیری دقت برای بخش اول اشکالی ندارد.
- برای روابط back praction باید روابط مشتق پیاده سازی شود
- لایه ی آخر یعنی لایه ی خروجی باید به تعداد کلاس هایمان باشد پس  $10 ==$
- در بخش اول پروژه به دنبال پیاده سازی شبکه هستیم و ساختار معماری شبکه مشخص است و پارامتر ها مشخص است و دنبال train کردن آن شبکه هستیم
- (حساب کردن خطا) چون پروژه ما classification است نباید از loss function استفاده کرد و باید از Entropy-Cross Categorical
- نوعی از loss function ها MSE هست.
- فیچر اکسترکشن برابر Resnet3 است.
- ما میخواهیم تابه خطا را بهینه کنیم. چه MSE چه Entropy-Cross Categorical
- F1:

Computes F-1 Score.

Inherits From: `FBetaScore`

Why TensorFlow

```
tfa.metrics.F1Score(
    num_classes: tfa.types.FloatTensorLike,
    average: str = None,
    threshold: Optional[FloatTensorLike] = None,
    name: str = 'f1_score',
    dtype: tfa.types.AcceptableDTypes = None
)
```

It is the harmonic mean of precision and recall. Output range is `[0, 1]`. Works for both multi-class and multi-label classification.

$$F_1 = 2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

[https://www.tensorflow.org/addons/api\\_docs/python/tfa/metrics/F1Score#:~:text=It%20is%20the%20harmonic%20mean,class%20and%20multi%2Dlabel%20classification](https://www.tensorflow.org/addons/api_docs/python/tfa/metrics/F1Score#:~:text=It%20is%20the%20harmonic%20mean,class%20and%20multi%2Dlabel%20classification)

## بخش دوم : دسته بندی داده های CIFAR10

- اما در بخش دوم پروژه ، به دنبال هایپر پارامتر ها شبکه هستیم (فقط هایپر پارامتر ها بهینه سازی شوند). یعنی ساختار شبکه را میخواهیم بهینه سازی کنیم که با استفاده از الگوریتم تکاملی انجام می شود (Neuro-evolution)
- پارامتر ها ← تکاملی (back praction) آپدیت می شود
- ابر پارامتر ها (تعداد لایه ها تعداد نورن ها ، اکتیویشن فانکشن ) ← با استفاده از Neuro-evolution بدست می آید
- پارامتر ها در یک شبکه عصبی یعنی وزن ها و بایاس ها هستند و ابر پارامتر چیز هایی که از قبل مشخص می شود و learn نمی شود.

- در مسائل شبکه عصبی که تعداد ابرپارامترها زیاد است، از NAS استفاده می شود. (یکی از روش های NAS الگوریتم تکاملی هست.)
- برای تعیین ابرپارامترها باید ، کروموزومی تعیین کنیم که مولفه های پارامترهایی که قابل بهینه سازی هستند باشند
- نحوه بهینه ساختار شبکه یا ابرپارامترها ← با استفاده از الگوریتم تکاملی
- نحوه بهینه سازی شبکه یا پارامترهایش ← استفاده از back propagation
- معیار برازندگی در مسئله طراحی شبکه صحت رویه مجموعه آزمایشی است.
- تعداد کروموزوم ها ؟
- فضای حالت های رندوم ابرپارامترها باید در محدوده ی زیر باشد :

جدول ۱: ابرپارامترهای موجود در شبکه و مقادیر مجاز برای هر کدام

مقادیر ممکن	ابرپارامتر
ResNet18 - ResNet34 – Vgg11	شبکه استخراج کننده ویژگی
۰-۱-۲	تعداد لایه های مخفی MLP
۱۰-۲۰-۳۰	تعداد نوروں ها در هر لایه مخفی
ReLU-Sigmoid	تابع فعال سازی در هر لایه مخفی

- فیچر اکستراکتور هم باید انتخاب شد (جستجو اعمال شود) (Resnet34, Resnet18, Vgg11) نیازی به بررسی هر فیچر اکترکشن نیست.
- لزومی به یکسان بودن تعداد نوروں ها در هر لایه مخفی نیست .
- تعداد اجزای لازم برای ارزیابی با epochs ها فرق دارد. اینگونه است که 5 بار epoch کن و 1 بار تست کن ولی نتیجه ی این یک دقت accuracy است (مثلا 80%) حال به تعداد اجرای لازم برای ارزیابی این عملیات تکرار می شود (5 بار) این کار 1 بار است و باید 5 تا accuracy مختلف بدست بیاوریم حال میانگین این 5 accuracy برابر فیتنس است

جدول ۲: تنظیمات لازم برای حل مسئله

۵	تعداد دورها (epochs)
۱۰	تعداد نسل های الگوریتم تکاملی
۱۰	تعداد افراد جمعیت (popSize)
۵	تعداد اجرای لازم برای ارزیابی هر عضو از جمعیت

### بخش سوم :

- بخش سوم به صورت from\_scrach هست.
- با استفاده از شبکه SOM انجام می شود که شبیه k\_means است. در k\_means باید k را مشخص نماییم.
- در شبکه som لایه اخر آن تعداد خوشه ها را مشخص می کند. (لایه خروجی 10 تا نرون ← 10 تا خوشه)

Batch سایز باید توانی از 2 باشد . مثلا 16 و 32 و ... نمی توان گفت خوب است . باید تست کرد .